



Zur Dimensionalität der posturalen Kontrolle:  
Die Evaluation der Center-of-Pressure-Fluktuationen  
während des ruhigen Stehens.

Inauguraldissertation  
zur Erlangung des Doktorgrades der Philosophie

vorgelegt beim Fachbereich 05 Psychologie und Sportwissenschaften  
der Goethe-Universität in Frankfurt am Main

von  
Patric Schubert

Gutachter:

Prof. Dr. Christian T. Haas, Hochschule Fresenius, University of Applied  
Sciences, Idstein

Prof. Dr. Dr. Winfried Banzer, Goethe-Universität, Frankfurt am Main

Oberursel, 13. November 2014



<b><u>ABBILDUNGSVERZEICHNIS .....</u></b>	<b><u>VI</u></b>
<b><u>TABELLENVERZEICHNIS .....</u></b>	<b><u>VIII</u></b>
<b><u>ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS .....</u></b>	<b><u>IX</u></b>
<b><u>1 EINLEITUNG .....</u></b>	<b><u>1</u></b>
1.1 FRAGESTELLUNGEN UND FORSCHUNGSRELEVANZ.....	1
1.2 INHALTLICHER ÜBERBLICK .....	6
<b><u>2 SYNOPSIS.....</u></b>	<b><u>21</u></b>
2.1 POSTURALE KONTROLLE UND POSTUROGRAPHIE.....	21
2.1.1 <i>EIN GESCHICHTLICHER ABRISS.....</i>	<i>22</i>
2.1.2 <i>CENTER OF PRESSURE MESSUNGEN VIA KRAFTMESSPLATTE..</i>	<i>27</i>
2.1.3 <i>DAS STEHEN ALS MULTI JOINT KOORDINATION .....</i>	<i>33</i>
2.1.4 <i>POSTURALE KONTROLLE - EIN KONGLOMERAT AUS</i> <i>KONTROVERSEN .....</i>	<i>40</i>
2.1.5 <i>SENSORISCHE SYSTEME, MUSCLE-SPRING-HYPOTHESE UND</i> <i>STIFFNESSHYPOTHESE .....</i>	<i>47</i>
2.1.6 <i>THEORIE DES SENSORISCHEN UMGEWICHTENS .....</i>	<i>56</i>
2.1.7 <i>KONTINUIERLICHE VERSUS INTERMITTIERENDE KONTROLLE.</i>	<i>60</i>
2.1.8 <i>URSPRUNG UND CHARAKTERISTIKA DES</i> <i>GLEICHGEWICHTSPROZESSES.....</i>	<i>68</i>
2.2 GLOBALE UND STRUKTURELLE METHODEN DER CoP-ANALYSE	79
2.2.1 <i>CoP-PARAMETRISIERUNG: ZWEI KLASSEN VON VERFAHREN..</i>	<i>80</i>
2.2.2 <i>KURZÜBERBLICK ZU DEN LINEAREN VERFAHREN.....</i>	<i>81</i>
2.2.3 <i>RELEVANZ DER STRUKTURELLEN VERFAHREN UND</i> <i>GENÜBERSTELLUNG ZU GLOBALEN VERFAHREN .....</i>	<i>89</i>
2.2.4 <i>ENTWICKLUNG DER STRUKTURELLEN VERFAHREN.....</i>	<i>96</i>
2.2.5 <i>ENTROPIE.....</i>	<i>103</i>
2.2.6 <i>KORRELATIONSSTRUKTUR .....</i>	<i>108</i>
2.2.7 <i>WAVELET-ANALYSE.....</i>	<i>115</i>
2.2.8 <i>WEITERE STRUKTURELLE VERFAHREN .....</i>	<i>124</i>
2.2.9 <i>EVALUATION VON CoP-VARIABILITÄT MITTELS</i> <i>STRUKTURELLER VERFAHREN .....</i>	<i>127</i>

2.3	AUSBLICK UND WEITERFÜHRENDE ÜBERLEGUNGEN .....	138
2.3.1	<i>KOMPLEXITÄT DER POSTURALEN KONTROLLE .....</i>	<i>139</i>
2.3.2	<i>IDENTIFIKATION DER EINFLUSSFAKTOREN.....</i>	<i>143</i>
<b>3</b>	<b><u>DIE ANWENDUNG NICHTLINEARER VERFAHREN ZUR CHARAKTERISIERUNG DER MENSCHLICHEN VARIABILITÄT AUS ZEITREIHEN .....</u></b>	<b>148</b>
3.1	EINLEITUNG .....	151
3.2	VARIABILITÄT AUS TRADITIONELLER UND MODERNER SICHT ...	153
3.3	RAUSCHEN.....	155
3.4	PARAMETRISIERUNG DER VARIABILITÄT .....	157
3.5	BEDEUTUNG DER STRUKTURELLEN VERFAHREN IM SPORTMEDIZINISCHEN KONTEXT .....	158
3.6	AUSBLICK UND ZUKÜNFTIGE ANSÄTZE .....	160
3.7	BEGRIFFSBESTIMMUNGEN.....	162
3.8	STRUKTURELLE VERFAHREN .....	165
<b>4</b>	<b><u>EVALUATION OF THE TEMPORAL STRUCTURE OF POSTURAL SWAY FLUCTUATIONS BASED ON A COMPREHENSIVE SET OF ANALYSIS TOOLS .....</u></b>	<b>168</b>
4.1	INTRODUCTION .....	170
4.2	METHODS .....	172
4.2.1	<i>TRADITIONAL ANALYSIS OF COP DATA.....</i>	<i>174</i>
4.2.2	<i>WAVELET TRANSFORM METHOD.....</i>	<i>175</i>
4.2.3	<i>DETERMINATION OF REGULARITY.....</i>	<i>177</i>
4.2.4	<i>ANALYSIS OF FRACTAL PROPERTIES .....</i>	<i>179</i>
4.2.5	<i>STATISTIC.....</i>	<i>182</i>
4.2.6	<i>SURROGATE DATA TESTS.....</i>	<i>182</i>
4.3	RESULTS.....	183
4.3.1	<i>LINEAR PARAMETERS.....</i>	<i>183</i>
4.3.2	<i>ANALYSIS OF REGULARITY PROPERTIES.....</i>	<i>183</i>
4.3.3	<i>FRACTAL ANALYSIS.....</i>	<i>185</i>
4.4	DISCUSSION.....	187
4.4.1	<i>TRADITIONAL ANALYSIS.....</i>	<i>187</i>

4.4.2	<i>WAVELET TRANSFORM</i> .....	187
4.4.3	<i>REGULARITY ANALYSIS</i> .....	188
4.4.4	<i>CORRELATION STRUCTURE</i> .....	190
4.5	CONCLUSION .....	191
<b>5</b>	<b><u>ABOUT THE STRUCTURE OF POSTUROGRAPHY: SAMPLING DURATION, PARAMETRIZATION, FOCUS OF ATTENTION (PART I)</u></b> .....	<b>193</b>
5.1	INTRODUCTION .....	195
5.2	METHODS .....	197
5.2.1	<i>EXPERIMENTAL PROCEDURE</i> .....	197
5.2.2	<i>PARAMETER SELECTION</i> .....	198
5.2.3	<i>TRADITIONAL PARAMETERS</i> .....	199
5.2.4	<i>NONLINEAR PARAMETERS</i> .....	202
5.2.5	<i>GENERAL PROCEDURE AND EXPLORATORY FACTOR ANALYSIS</i>	203
5.3	RESULTS.....	206
5.3.1	<i>SAMPLING ADEQUACY</i> .....	206
5.3.2	<i>TRADITIONAL PARAMETERS 1D ML</i> .....	206
5.3.3	<i>TRADITIONAL PARAMETERS 1D AP</i> .....	207
5.3.4	<i>TRADITIONAL PARAMETERS 2D</i> .....	207
5.3.5	<i>NONLINEAR PARAMETERS ML</i> .....	208
5.3.6	<i>NONLINEAR PARAMETERS AP</i> .....	208
5.4	DISCUSSION.....	209
5.4.1	<i>EFFECT OF SAMPLING DURATION ON COP PARAMETRIZATION</i>	209
5.4.2	<i>CLASSIFICATION OF PARAMETERS</i> .....	211
<b>6</b>	<b><u>ABOUT THE STRUCTURE OF POSTUROGRAPHY: SAMPLING DURATION, PARAMETRIZATION, FOCUS OF ATTENTION (PART II)</u></b> .....	<b>214</b>
6.1	INTRODUCTION .....	216
6.2	METHODS .....	217
6.2.1	<i>EXPERIMENTAL PROCEDURE</i> .....	217
6.2.2	<i>COP PARAMETERS AND DATA ANALYSIS</i> .....	219
6.3	RESULTS.....	220
6.3.1	<i>SAMPLING ADEQUACY</i> .....	220
6.3.2	<i>TRADITIONAL PARAMETERS 1D ML</i> .....	221

6.3.3	<i>TRADITIONAL PARAMETERS 1D AP</i> .....	221
6.3.4	<i>TRADITIONAL PARAMETERS 2D</i> .....	222
6.3.5	<i>NONLINEAR PARAMETERS ML</i> .....	223
6.3.6	<i>NONLINEAR PARAMETERS AP</i> .....	224
6.4	DISCUSSION.....	224
6.4.1	<i>EFFECT OF SAMPLING DURATION ON COP PARAMETRIZATION IN DT</i> .....	224
6.4.2	<i>COMPARISON OF BT TO DT</i> .....	226
6.4.3	<i>CLASSIFICATION OF PARAMETERS</i> .....	227
6.5	CONCLUSION.....	228
6.5.1	<i>DUAL TASK PARADIGM</i> .....	228
6.5.2	<i>FURTHER ASPECTS</i> .....	229
6.6	KORREKTUR.....	230
<b>7</b>	<b><u>EFFECT OF ALTERED SURFACES ON POSTURAL SWAY CHARACTERISTICS IN ELDERLY SUBJECTS</u></b> .....	<b>231</b>
7.1	INTRODUCTION.....	233
7.2	METHODS.....	236
7.2.1	<i>FORCE PLATE MEASUREMENT</i> .....	237
7.2.2	<i>INSOLE PRESSURE MEASUREMENT</i> .....	239
7.2.3	<i>STATISTIC</i> .....	240
7.3	RESULTS.....	240
7.3.1	<i>PRESSURE RATIO</i> .....	240
7.3.2	<i>COP DATA - GLOBAL PARAMETERS</i> .....	241
7.3.3	<i>COP DATA - WAVELET TRANSFORM</i> .....	242
7.3.4	<i>COP DATA - REGULARITY</i> .....	242
7.4	DISCUSSION.....	244
7.4.1	<i>LIMB LOAD CHARACTERISATION</i> .....	244
7.4.2	<i>COP DATA - GLOBAL PARAMETERS</i> .....	245
7.4.3	<i>COP DATA - STRUCTURAL PARAMETERS</i> .....	246
7.5	CONCLUSION.....	249

<b>8</b>	<b><u>ELLIPSE AREA CALCULATIONS AND THEIR APPLICABILITY IN POSTUROGRAPHY .....</u></b>	<b>250</b>
8.1	INTRODUCTION .....	252
8.2	BASIC CONSIDERATIONS .....	253
8.2.1	<i>CONFIDENCE AND PREDICTION INTERVALS .....</i>	<i>253</i>
8.2.2	<i>CONFIDENCE AND PREDICTION ELLIPSES .....</i>	<i>255</i>
8.2.3	<i>AREA CALCULATION.....</i>	<i>257</i>
8.3	RESULTS.....	260
8.4	DISCUSSION.....	261
8.5	APPENDIX.....	263
8.5.1	<i>HOTTELING T2 DISTRIBUTION.....</i>	<i>263</i>
8.5.2	<i>ELLIPSE CHARACTERIZATION.....</i>	<i>263</i>
8.5.3	<i>CONFIDENCE AND PREDICTION REGIONS IN HIGHER DIMENSIONS .....</i>	<i>264</i>
8.5.4	<i>MATLAB® IMPLEMENTATION OF PREDICTION ELLIPSE AREA..</i>	<i>265</i>
8.5.5	<i>MATLAB® IMPLEMENTATION OF PREDICTION ELLIPSE ILLUSTRATION AND CALCULATION .....</i>	<i>265</i>
	<b><u>LITERATURVERZEICHNIS.....</u></b>	<b>268</b>
	<b><u>PUBLIKATIONSLISTE .....</u></b>	<b>298</b>

## ABBILDUNGSVERZEICHNIS

<b>Abbildung 2.1</b> Schematische Darstellung zur Funktionsweise einer Kraftmessplatte (drei Komponenten).....	28
<b>Abbildung 2.2</b> Vier mögliche Momentaufnahmen und biomechanische Betrachtung des einfachen inversen Pendelmodells.....	29
<b>Abbildung 2.3</b> Biomechanische Analyse des inversen Pendelmodells.....	35
<b>Abbildung 2.4</b> Exemplarischer Datensatz eines CoP-Verlaufs mittels Kraftmessplatte.....	80
<b>Abbildung 2.5</b> Veranschaulichung zur Durchführung eines Surrogate-Tests. ...	91
<b>Abbildung 2.6</b> Darstellung von unterschiedlichen zweidimensionalen Berechnungsformen zur Erfassung der CoP-Fläche. ....	96
<b>Abbildung 2.7</b> Die Kochkurve als einfaches Beispiel zur Verdeutlichung von Selbstähnlichkeit.....	98
<b>Abbildung 2.8</b> Konstruktion der Kochkurve.....	101
<b>Abbildung 2.9</b> Erzeugte Signale von fraktionalem Brownschem Rauschen (oben) und fraktionalem Gaußischem Rauschen (unten).....	111
<b>Abbildung 2.10</b> Trendberechnungen für die Detrended Fluctuation Analysis (DFA) und für die Adaptive Fluctuation Analysis (AFA).....	113
<b>Abbildung 2.11</b> Frequenzanalyse einer sinusförmigen Zeitreihe und einer CoP-Zeitreihe (anterior-posterior). ....	116
<b>Abbildung 2.12</b> Gefensterter Fourier-Analyse.....	117
<b>Abbildung 2.13</b> Schematische Darstellung der diskreten Wavelet-Analyse. ...	118
<b>Abbildung 2.14</b> Details und Approximation einer diskreten Level 10 Wavelet-Analyse. ....	120
<b>Abbildung 2.15</b> Darstellung der Wavelet-Analysen ausgehend von einem COP-Signal.....	122
<b>Abbildung 2.16</b> Coiflet und Biorthogonale Wavelets. ....	123
<b>Abbildung 2.17</b> Darstellung des Phasenraums und der Recurrence Matrix aus einem CoP-Signal.....	126
<b>Abbildung 2.18</b> Einfaches Potenzialgebirge in Form eines Rotationsparaboloids.....	142
<b>Abbildung 2.19</b> A-priori- und a-posteriori-Einflüsse der posturalen Kontrolle.....	144
<b>Abbildung 3.1</b> Datensätze von weißem, pinkem ( $1/f$ ) und braunem ( $1/f^2$ ) Rauschen. Korrespondierende Leistungsspektren via Welch Methode. DFA der Rauscharten und Regressionssteigungen.....	156
<b>Abbildung 3.2</b> Zeitreihen harmonischer Oszillatoren.....	163
<b>Abbildung 3.3</b> Lorenz-System.....	164
<b>Figure 4.1</b> Example of the posturographic measurement.....	173
<b>Figure 4.2</b> Exemplary scalogram of the 12-level wavelet transform applied to a COP(y) time series. Sample mean of energy percentage $\pm$ standard error for the $J$ -level wavelet transform of COP time series with dual-task and baseline-task.....	176



<b>Figure 4.3</b> Results of the MSE analysis.....	184
<b>Figure 4.4</b> Results of the fractal analysis. ....	185
<b>Figure 5.1</b> Force plate and measurement directions. Classification of COP parameters into five groups. ....	197
<b>Figure 5.2</b> Exemplary area calculation via 95%- prediction ellipse.....	199
<b>Figure 5.3</b> DFA analysis and Hurst exponent.....	203
<b>Figure 6.1</b> Example for the dual task operation.....	217
<b>Figure 6.2</b> Force plate and measurement directions. Classification of COP parameters into five groups.....	219
<b>Figure 7.1</b> Schematic force plate showing the units of the calculated COP position. Schematic image of each surface condition with an exemplary COP pattern of one subject. ....	234
<b>Figure 7.2</b> Sample mean $\pm$ standard error of $p_{ratio}$ . Examples of pressure ratios (left vs. right foot) of two subjects. Sample mean $\pm$ standard error of the coefficient of variation of $p_{ratio}$ . ....	240
<b>Figure 7.3</b> Sample mean $\pm$ standard error of the energy content per level in relation to the total energy of the COP position time series. ....	243
<b>Figure 7.4</b> Sample mean $\pm$ standard error of Sample Entropy values plotted against scale for COP position and COP increment time series. ....	243
<b>Figure 8.1</b> Prediction ellipse and confidence ellipse of the same sample . ....	259
<b>Figure 8.2</b> Prediction ellipse calculations based on the Chi squared value concerning different sample sizes .....	261

## TABELLENVERZEICHNIS

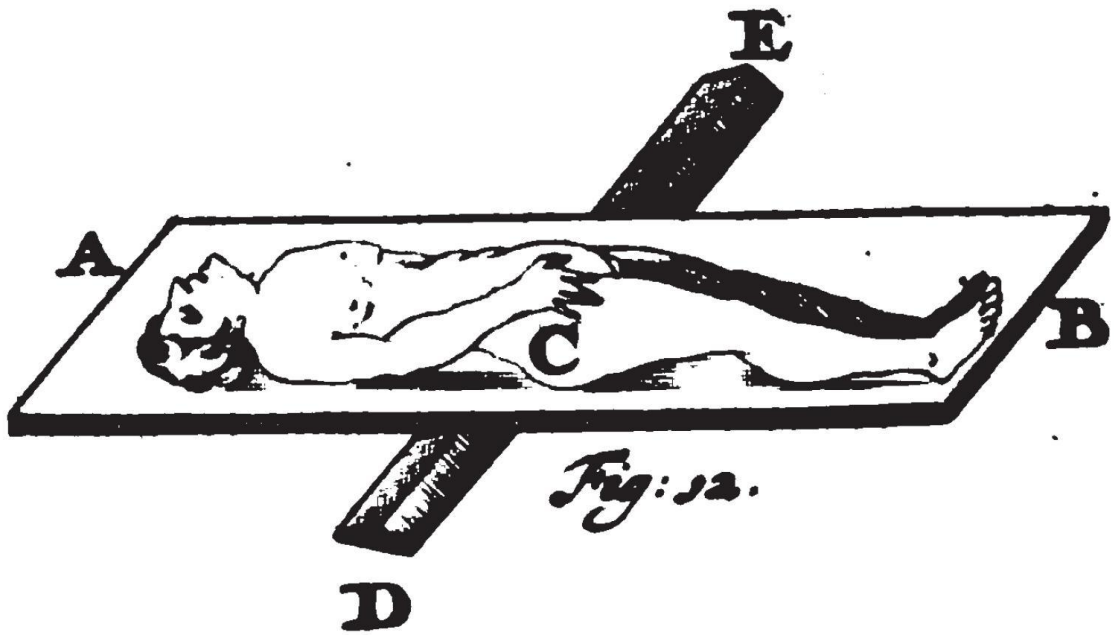
<b>Tabelle 1.1</b> Inkludierte Publikationen (nach Kapiteln sortiert).....	7
<b>Tabelle 3.1</b> Beschreibung der Variabilität mit exemplarischen nichtlinearen Verfahren und linearen Parametern. ....	158
<b>Table 4.1</b> Median (Inter quartile range) for the $p\%$ power spectrum ( $fp$ ) of COP position data. ....	174
<b>Table 4.2</b> Median (Inter quartile range) and statistics of the condition effect of scaling exponents evaluated with ldSWV for COP position and with DFA for COP velocity data. ....	186
<b>Table 5.1</b> Selected traditional parameters and classification. ....	201
<b>Table 5.2</b> Selected nonlinear parameters. ....	203
<b>Table 5.3</b> Factor loadings for 1-D parameters ML .....	205
<b>Table 5.4</b> Factor loadings for 1-D parameters AP .....	205
<b>Table 5.5</b> Factor loadings for 2-D parameters .....	207
<b>Table 5.6</b> Factor loadings for nonlinear parameters ML .....	209
<b>Table 5.7</b> Factor loadings for nonlinear parameters AP .....	209
<b>Table 6.1</b> Factor loadings for 1-D parameters ML .....	220
<b>Table 6.2</b> Factor loadings for 1-D parameters AP .....	220
<b>Table 6.3</b> Factor loadings for 2-D parameters .....	222
<b>Table 6.4</b> Factor loadings for nonlinear parameters ML .....	223
<b>Table 6.5</b> Factor loadings for nonlinear parameters AP .....	223
<b>Tabelle 6.6</b> [Korrektur] Factor loadings for nonlinear parameters AP. ....	230
<b>Table 7.1</b> Sample median (inter quartile range) of the global parameters and of the complexity index (CI), derived from MSE-analysis, for all surface conditions.....	241
<b>Table 8.1</b> List of symbols and notations .....	260

## ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS

<b>1</b>	1D	One dimensional	
<b>2</b>	2D	Two dimensional	
<b>A</b>	Ac	Circumference area	
	Ac sec	Circumference area averaged over seconds	
	AE/Ae	ellipse area	
	Ae sec	Ellipse area averaged over seconds	
	AFA	Adaptive Fractal Analysis	
	Ah	Hull area	
	AIC	anti-image-correlation matrix	
	AP	Anterior-posterior	
	ApEn	Approximate Entropy	
	<b>B</b>	bd	Bridge detrending
bdSWV		Bridge detrending SWV	
Beta		Mean angle deviance from AP	
Bior1.3		Biorthogonales Wavelet 1.3	
BOS		Base of support	
BT		Baseline Task	
<b>C</b>		CEA	Confidence ellipse area
		CI	Complexity Index
		CoG	Center of Gravity
		Coif1	Coiflet-1 Wavelet
	CoM	Center of Mass	
	CoP/COP	Center of Pressure	
	<i>COP<sub>v</sub></i>	COP velocity time series	
	cumWTAP	WT-Index in AP	
	cumWTML	WT-Index in ML	
	CV	Coefficient of Variation	
<b>D</b>	DFA	Detrended Fluctuation Analysis	
	DFT	Diskrete Fourier-Transformation	
	d.h.	das heißt	
	DH	Downhill situation	
	DIN	Deutsches Institut für Normung	
	DOF	Degrees of freedom	
	DT	Dual-Task	
	<b>E</b>	E	Energy
		EEG	Elektroenzephalographie
		EFA	Exploratory factor analysis
e.g.		exempli gratia – zum Beispiel	
EMG		Elektromyographie	
engl.		englisch	
Eq.		Equation	
et al. / et alii.		und andere	
etc.		et cetera	
<b>F</b>		FA	Fluctuation Analysis
	fBm	fractional Brownian motion	
	FFT	Fast Fourier-Transformation	
	fGn	fractional Gaussian noise	
	F50 / f50	Median frequency	

	F80 / f80	80% frequency limit	
	F95 / f95	95% frequency limit	
	f50AP	Median frequency in AP	
	f50ML	Median frequency in ML	
	f80AP	80% frequency limit in AP	
	f80ML	80% frequency limit in ML	
	f95AP	95% frequency limit in AP	
	f95ML	95% frequency limit in ML	
	f99AP	99% frequency limit in AP	
	f99ML	99% frequency limit in ML	
	fmeanAP	Mean frequency in AP	
	fmeanML	Mean frequency in ML	
	FT	Fourier-Transformation	
<b>H</b>	H	Hurst Exponent	
	$\hat{H}$	Schätzung für H	
	hAP	Hurst Exponent in AP	
	HB	Holm-Bonferroni	
	hML	Hurst Exponent in ML	
	HP	Hochpassfilter	
	Hz	Hertz (physikalische Einheit)	
		id est – das bedeutet	
	<b>I</b>	i.e.	
	<b>K</b>	KMO	Kaiser-Meyer-Olkin criterion
<b>L</b>	L	Data length	
	ld	Linear detrending	
	ldSWV	Linear detrending SWV	
	Length	CoP-Length	
	LG	Level ground	
	LoC	Loss-of-Complexity	
	LP	Length of CoP-path	
	<b>M</b>	MATLAB®	Mathematik-Programm
		M. gastrocnemius	Musculus gastrocnemius
		ML	Medial-lateral
	MSE	Multiskalen-Entropie	
	M. soleus	Musculus soleus	
	M. tibialis anterior	Musculus tibialis anterior	
	M. triceps surae	Musculus triceps surae	
	MUAP	Motor Unit Action Potential	
<b>N</b>	N	Newton (physikalische Einheit)	
<b>O</b>	oBm	ordinary Brownian motion	
	oJ	ohne Jahr	
<b>P</b>	Path AP	AP path of CoP	
	Path ML	ML path of CoP	
	PCA	Principal Component Analysis	
	PD	Proportional-differenzial-Regler	
	PEA	Prediction ellipse area	
	PID	Proportional-integral-differenzial-Regler	
	PSD	Power-Spectral-Density – Leistungsspektrum	
	<b>R</b>	r	Bravais-Pearsonscher Produkt-Moment-Korrelationskoeffizient
		R	Range / mean CoP distance
		Range AP	AP range of CoP
Range ML		ML range of CoP	

<b>S</b>	Rms AP	Root mean square in AP	
	Rms ML	Root mean square in ML	
	RQA	Recurrence Quantification Analysis	
	s	Standard deviation / Sekunde	
	S	Signal	
	SaEn	Sample Entropy	
	SaEnvelAP	Sample Entropy of CoP velocity in AP	
	SaEnvelML	Sample Entropy of CoP velocity in ML	
	SampEn	Sample Entropy	
	SD	Standard deviation	
	SDA	Stabilogram Diffusion Analysis	
	SE	standard error	
	SL	Slope situation	
	sog.	Sogenannte	
	SPSS <sup>®</sup>	Statistik-Programm	
	ST	Step situation	
	Std	Standardabweichung	
	Std Ac sec	Standard deviation of Ac sec	
	Std Ae sec	Standard deviation of Ae sec	
	Std AP	Standard deviation AP	
	Std Beta	Standard deviation of angle deviance from AP	
	Std ML	Standard deviation ML	
	Std r	Standard deviation of CoP distance	
	SWV	Scaled Windowed Variance	
	<b>T</b>	TP	Tiefpassfilter
		Turns	Turns Index
<b>U</b>	UCM	Uncontrolled Manifold Hypothese	
	UH	Uphill situation	
<b>V</b>	UL	Units of Length	
	$\bar{v}$	mean velocity	
	V <sub>ORT</sub>	Variabilität im Output	
	V <sub>UCM</sub>	Variabilität in den elementaren Variablen	
	VARIMAX	VARIMAX-algorithm	
	vel AP	AP velocity of CoP	
	vel ML	ML velocity of CoP	
<b>W</b>	WB	Wobbling board	
	WT	Wavelet-Transformation	
<b>Z</b>	z.B.	zum Beispiel	



Frühe experimentelle Bestimmung des Körperschwerpunktes einer Person in der Frontalebene (aus [Borellus \(1710\), Tab. X](#)).

## 1 EINLEITUNG

### 1.1 Fragestellungen und Forschungsrelevanz

Versucht eine gesunde Person, regungslos auf einer Stelle zu stehen, so kann man feststellen, dass diese vermeintlich einfache Aufgabe nicht zu erfüllen ist. Dieses scheinbar statische Gleichgewicht beim ruhigen Stehen ist bei genauer Betrachtung beherrscht von subtilen, kontinuierlichen Körperschwankungen. Warum treten solche variablen Muster im Gleichgewichtsprozess auf? Die Untersuchung (Ursachenforschung, Beschreibung, Bewertung) dieser Fluktuationen ist Gegenstand der vorliegenden grundlagenwissenschaftlichen Arbeit.

Um diese Frage beantworten zu können, soll auf die Eigenschaften des menschlichen Gleichgewichts eingegangen werden. Nach unserer Intuition, stufen wir Dinge, die sich einfach bewegen lassen, für gewöhnlich als weniger standfest ein und vice versa. Aus mechanischer Sicht wird die Stabilität umso höher sein, je niedriger der Körperschwerpunkt liegt und je größer die Unterstutzungsfläche ist. Des Weiteren sollte das Lot durch den Körperschwerpunkt möglichst zentral zur Unterstutzungsfläche sein. Bezieht man diese Kriterien auf die Stabilität beim aufrechten, ruhigen Stehen, so liegen hier weniger günstige Verhältnisse vor (relativ hoher Körperschwerpunkt bzw. kleine Unterstutzungsfläche).

Dennoch lehrt uns die tägliche Erfahrung, dass das menschliche Gleichgewichtsvermögen offenbar kontinuierlich und zuverlässig funktioniert. Man denke beispielsweise an Turner, die während ihrer Übungen sich permanent im Ungleichgewicht befinden, und zum Abschluss in kürzester Zeit zum ruhigen Stand kommen müssen. Selbst beim Gehen über ebenen Untergrund oder etwa beim Treppensteigen, die jeder gesunde Mensch beherrscht, liegen praktisch ständige Ungleichgewichtszustände vor. So befindet sich das Lot des Körperschwerpunktes beim Gehen fast immer außerhalb der Unterstutzungsfläche (Winter, 1995), weshalb diese motorische Basisleistung daher auch als permanent kontrolliertes Fallen bezeichnet wird (e.g. O'Connor & Kuo, 2009).

Was uns als selbstverständlich erscheint, offenbart sich bei genauerer Betrachtung als hoch komplexes Konstrukt. Aus diesen vorerst paradoxen Eigenschaften des menschlichen Gleichgewichtsverhaltens leitet sich unmittelbar die Frage ab, wie das Gleichgewicht im Angesicht dieser mechanischen ungünstigen

Parameter von unserem Körper manifestiert und kontrolliert wird. Da sich offenbar keine logische Implikation aus deduzierten mechanischen Gesetzmäßigkeiten ergibt, kommt man nicht umhin, die Charakteristik der zugrundeliegenden Variabilität der Körperschwerpunktfluktuationen zu analysieren, um Informationen über den Gleichgewichtsprozess erhalten zu können (e.g. Van Emmerik & Van Wegen, 2000). Könnte diese Variabilität somit einen generellen Einblick in das Verständnis der Systemprozesse ermöglichen?

Innerhalb der modernen Motorikforschung nimmt das Vorhandensein der Variabilität bei sämtlichen Bewegungen (motorische Variabilität) eine zentrale Rolle ein (Loosch, 1997, Birklbauer, 2006).

Eine weiterführende, darauf aufbauende Fragestellung befasst sich mit der Bewertung der Variabilität. Ist Variabilität Ausdruck einer fehlerhaften Funktion des Organismus, die minimiert werden soll, oder eine notwendige Voraussetzung für das Gelingen einer zielgerichteten Bewegung? Innerhalb dieser Arbeit werden beide Denkansätze sowohl allgemein als auch speziell auf das ruhige Stehen diskutiert.

Darüber hinaus haben die daraus abgeleiteten Ergebnisse eine hohe Relevanz hinsichtlich verschiedener Instressensebenen. Beispielsweise könnten im Bereich der Diagnostik und Therapie die Messergebnisse als Indikator oder Prädiktor benutzt werden, um pathologische Charakteristika (bereits früh) zu erkennen (Unterscheidung zu gesunden Verhältnissen). Zum Beispiel gibt es innerhalb von Personen (querschnittliche Analyse) Zusammenhänge zwischen der posturalen Kontrolle beim ruhigen Stehen und dem Auftreten von Stürzen (e.g. Maki et al., 1994). Stürze stellen eine Ursache für schwerwiegende gesundheitliche Folgen (e.g. Oberschenkelhals- oder Hüftfrakturen) dar, die neben erheblichen Kosten für das Gesundheitssystem und einer umfassenderen Verletzungspause sowie motorischer Einschränkungen eine wesentliche Steigerung der Mortalitätsrate der Betroffenen bewirken können.

Darüber hinaus wird spekuliert, dass biomechanische Parameter der posturalen Kontrolle einen direkten Einblick in Systemprozesse erlauben. Es werden dann kausale Zusammenhänge geknüpft, die zwischen dem posturalen Kontrollprozess und den nachfolgenden Punkten herrschen sollen:

- dem systemischen Alterungsprozess (e.g. Manor & Lipsitz, 2013, Seigle et al., 2009),
- verschiedener Krankheitsbilder (e.g. Schmit et al., 2006),



- zusätzlicher motorischer oder kognitiver Aufgaben, um einen Aufschluss über resultierende, teilweise konkurrierende Gehirnprozesse im Sinne des Dual-task-Paradigmas herstellen zu können (e.g. Fraizer & Mitra, 2008).

Hier muss allerdings angemerkt werden, dass die Studienlage eine objektive Bewertung des posturalen Kontrollsystems nicht zulässt (e.g. Visser et al., 2008).

Weiterhin sind im Bereich der Rehabilitation viele Anwendungsgebiete denkbar. Zum Beispiel im Sportbereich könnten Genesungsverläufe aufgrund dieser Erkenntnisse längsschnittlich dokumentiert und gesteuert werden (Cavanaugh et al., 2006).

Ebenso wären auch Überwachung, Kontrolle und Anpassung innerhalb der spezifischen Trainingskonzeption denkbar. Einerseits stellt die Gleichgewichtsfähigkeit eine notwendige Voraussetzung für die adäquate Durchführung von Bewegungen dar. Zum anderen spekulieren einige Autoren, dass eine verbesserte Gleichgewichtskontrolle ursächlich für einen positiven Einfluss hinsichtlich der Entwicklung der Kraft bei isometrischen Kontraktionen (e.g. Gruber et al., 2007) oder etwa bei der Sprungfähigkeit (e.g. Taube et al., 2007) sein könnte. Dies kulminiert in der Idee, die Gleichgewichtsfähigkeit trainieren zu können, wobei nicht unmittelbar klar ist, welche Modalitäten (e.g. Inhalte, Trainingsnormativa) ein solches Training umfassen soll (dies führt dann weiter auf die unheitlichen Begriffsbildungen eines gemeinsamen Wesenskomplexes – wie Gleichgewichtstraining, sensomotorisches Training, propriozeptives Training, etc.) (e.g. Taube et al., 2008). Die Studienlage zum sensomotorischen Training hinsichtlich gesunder, physisch aktiver Probanden ist eher heterogen. Nach einem Übersichtsartikel von Zech et al. (2010) ist ein sensomotorisches Training hinsichtlich der Trainierbarkeit von spezifischen sportmotorischen Fähigkeiten zwar anwendbar, aber im Vergleich zu einem spezifischen sportartspezifischen Training nachrangig einzustufen (Zech et al., 2010).

Jedoch besteht zum Beispiel die Frage, wann ein verletzter Athlet hinsichtlich seiner posturalen Kontrolle vollständig rehabilitiert ist. Hierfür werden objektive Messdaten benötigt, was bis dato mit derzeitigen Mitteln noch nicht ausreichend abbildbar ist (e.g. Cavanaugh et al., 2005). Außerdem ist von Interesse, ob sich Athleten hinsichtlich der posturalen Kontrollfähigkeit von Nicht-Athleten unterscheiden. Zum Beispiel gibt es Indizien dafür, dass Athleten, von denen sportartspezifisch ein hohes Maß an Gleichgewichtsfähigkeit abverlangt

wird, von Nicht-Athleten veränderte kortikale Aktivierungsmuster (Alpha-Wellen) aufweisen und darüber hinaus dieses Phänomen mit dem Schwanungsverhalten der Personen positiv korreliert (Del Percio et al., 2007).

Ein weiteres wichtiges Interessensgebiet umfasst die grundlagenorientierte Modellierung des menschlichen Gleichgewichtsprozesses. Hier möchte man wissenschaftliche Modelle generieren, die sich mit dem ruhigen aufrechten Stehen befassen, um aus dieser vereinfachten Anschauung auf komplexere Situationen wie dem Gehen, Laufen oder allgemeiner Bewegungstätigkeit schließen zu können.

Die Körperschwerpunktfluktuationen könnten dementsprechend wertvolle Informationen über die Aufrechterhaltung des Gleichgewichtsprozesses bei makroskopischen und komplexeren Bewegungen enthalten. Der Mensch ist das einzige Säugetier (taxonomisch Mammalia), welches sich bipedal fortbewegt (i.e. Bipedie). Phylogentisch gesehen, sind Säugetiere monophyletisch, was bedeutet, dass diese von einem gemeinsamen Vorfahren entstammen (i.e. Klade) (vgl. Campbell et al., 2009). Evolutionstheoretisch besteht hierbei die Frage, was diesen Selektionsdruck ausgelöst haben könnte, und welche Konsequenzen die Bipedie auf die Entwicklung des Menschen nimmt. Der posturale Kontrollprozess soll dabei über die biomechanischen Analysen einen Einblick geben, wie der Organismus Gleichgewicht organisiert und wie dieser Mechanismus über die Generationen in Abgrenzung zu e.g. Quadrupedie optimiert wurde. Auf diesem Gebiet wurden zwar zahlreiche Modelle und Theorien entwickelt, jedoch kann von einem allumfassenden Verständnis des posturalen Kontrollprozesses nicht die Rede sein.

Es lässt sich somit zusammenfassen, dass die Erfassung der Körperschwankungen als Ergebnis oder Byproduct des posturalen Kontrollprozesses mannigfaltige Anwendungsoptionen bereitstellt. Wie können diese Schwankungen biomechanisch aufgezeichnet werden?

Die inherente Variabilität der Körperschwerpunktschwankungen können mit verschiedenen messtechnischen Verfahren erfasst werden. Innerhalb dieser Arbeit wird die am häufigsten verwendete Methode der Center-of-Pressure-Erfassung mittels Kraftmessplatte verwendet. Diese stellt eine relativ einfache, zeiteffiziente und kostengünstige Möglichkeit zur Datengewinnung dar. Trotz dieser Vorteile im Sinne sekundärer Gütekriterien findet diese Methode nahezu

keine Anwendung zum Beispiel im klinischen Kontext.

Dies ist vor allem darauf zurückzuführen, dass innerhalb der Forschung zur posturalen Kontrolle sehr kontroverse Ergebnisse existieren. Worauf sind diese kontroversen Resultate zurückzuführen und wie könnte ein darauf bezogenes Lösungskonzept gestaltet sein? Die Diskussion dieser Fragestellung stellt den gedanklichen Abschluss der vorliegenden Arbeit dar. Es soll betont werden, dass hier womöglich der Kern des Problems zu finden ist.

Die moderne Motorikforschung macht sich zur Aufgabe, Ansätze und Lösungen zu erörtern, um die oben erläuterten und weitere damit verbundene Forschungsfragen zu beantworten und Problembereichen explizit zu begegnen. Wie innerhalb dieser Arbeit vermittelt werden soll, ist die Quantifizierung des noch intuitiv zu benutzenden Wortes „Gleichgewicht“ keineswegs trivial. Die Rede von einer Verbesserung des Gleichgewichtsvermögens ist jedoch nur dann sinnvoll, wenn bekannt ist, was das menschliche Gleichgewicht ist und welche Charakteristika eine schlechte und welche Charakteristika eine gute Gleichgewichtskontrolle ausmachen.

## 1.2 Inhaltlicher Überblick

Dieser Überblick beschreibt die inhaltliche Organisation der vorliegenden Arbeit. Grob teilt sie sich in zwei Teile auf:

1. Eine Synopsis, die eine allgemeine Übersicht über die Thematik und deren Entwicklung liefert und neben einem Forschungsstand die Integration der publizierten Artikel in dem Gesamtgefüge darstellen soll und
2. die kapitelweise Aufführung dieser publizierten Artikel, die jeweils einen Beitrag zu dem zuvor geschilderten Gesamtgefüge geleistet haben (**Tabelle 1.1**).

Das Ziel der **Synopsis** ist zweigeteilt. Zum einen soll hier der komplexe Charakter der posturalen Kontrolle hervorgehoben werden. Die Kontrollstrategien des ruhigen Stehens werden, bedingt durch den scheinbar einfachen physikalischen und physiologischen Zusammenhang, häufig unterschätzt. Schließlich ist das ruhige aufrechte Stehen vorerst nichts anderes als ein relativ statischer Prozess, bei dem jegliche Form von Dynamik im Vergleich zu dynamischen Prozessen, wie dem Gehen oder Laufen abhanden kommen. Man fühle sich mit dem folgenden Zitat verbunden: „*The standing posture is usually conceived merely as the initial state of walking or running and thus is assumed to be “simpler”. However, it is easy to show that it is just the other way around*“ (Morasso et al., 1999, S. 1173). Posturale Fluktuationen sind bis heute, obwohl sie zu den am besten untersuchten Mechanismen gehören, relativ schlecht verstanden. Für ihre Beschreibung existieren unzählige Ansätze und Kontroversen.

Zum anderen kann die posturale Kontrolle als *komplexer und dynamischer Systemprozess* von interagierenden Komponenten nur dann begriffen werden, wenn eine hinreichende Beschreibung der zugrundeliegenden Prozesse angedrungen wird.

**Tabelle 1.1** Inkludierte Publikationen (nach Kapiteln sortiert).

<b>Kapitel 3</b>	<b>Schubert P</b> (2013) Die Anwendung nichtlinearer Verfahren zur Charakterisierung der menschlichen Variabilität aus Zeitreihen. <i>Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin</i> , 64 (5) 132–140.
<b>Kapitel 4</b>	Kirchner M, <b>Schubert P</b> , Schmidtbleicher D, Haas CT (2012) Evaluation of the temporal structure of postural sway fluctuations based on a comprehensive set of analysis tools. <i>Physica A</i> 391: 4692–4703.
<b>Kapitel 5</b>	<b>Schubert P</b> , Kirchner M, Schmidtbleicher D, Haas CT (2012) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part I). <i>J Biomed Sci Eng (JBiSE)</i> 5(9): 496–507.
<b>Kapitel 6</b>	<b>Schubert P</b> , Kirchner M, Schmidtbleicher D, Haas CT (2012) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part II). <i>J Biomed Sci Eng (JBiSE)</i> 5(9): 508–516.
<b>Kapitel 7</b>	Kirchner M, <b>Schubert P</b> , Getrost T, Haas CT (2013) Effect of altered surfaces on postural sway characteristics in elderly subjects. <i>Hum Mov Sci</i> 32(6):1467–1479.
<b>Kapitel 8</b>	<b>Schubert P</b> , Kirchner M (2014) Ellipse area calculations and their applicability in posturography. <i>Gait Posture</i> 39(1): 518–522.

Ein Leitthema im **Abschnitt 2.1 Posturale Kontrolle und Posturographie** wird die Physiologie der posturalen Kontrolle beim ruhigen aufrechten Stehen sein. Hierbei wird sich herauskristallisieren, dass die wissenschaftliche Sichtweise der posturalen Kontrolle nicht einheitlich etabliert ist, sondern von sehr kontroversen Standpunkten her beschrieben wird, was wohl vor allem den gegensätzlichen Problemlösungsansätzen zwischen ingenieurwissenschaftlicher Herangehensweise und der reinen physiologischen Motorikforschung geschuldet ist.

Aus jener Beschreibung folgt dann eine Auseinandersetzung mit der Tatsache, wie die immerwährenden inhärenten Schwankungen beim ruhigen aufrechten Stehen, die im englischen Sprachraum als „sway“ bezeichnet werden, bewertet werden können. Bis heute ist noch nicht verstanden, warum die Körperschwerpunktfluktuationen auftreten. Sind sie ein Abbild von Unvollkommenheit, also ein systemimmanentes weißes Rauschen im Sinne eines rein stochastischen Prozesses, oder eine raffinierte Variante des physiologischen Systems, Gleichgewicht in einem labilen Umfeld von seriell und parallel gekoppelten, scheinbar redundant vorkommenden Gelenken zu erzeugen, indem ein gewisses Maß an Flexibilität zugelassen wird? Die erste Variante attribuiert der Variabilität keinerlei Funktion, da sie dadurch einen rein randomisierten Charakter bekommt. Im zweiten Erklärungsansatz wird versucht, den auftretenden Schwankungen eine Funktion beizumessen. Demnach ist die Variabilität nicht rein zufällig geartet, sondern besitzt eine zeitlich organisierte und intendierte Struktur. Angesichts von mehreren Millionen Jahren Evolution des aufrechten Ganges und des Stehens (vgl. [Crompton et al., 2008](#), [Niemitz, 2010](#)) erscheint die erste Variante als eher unwahrscheinlich. „[...] *a view that something in the human body is imperfectly designed is not a very attractive starting point. Therefore, I prefer the other view, which assumes that sway is a consequence of a purposeful process within the central nervous system, possibly reflecting a search for the limits of stability*“ ([Latash, 2008, S. 212](#)). Nichts desto trotz werden beide Sichtweisen als Überblick behandelt und ausführlich besprochen.

Auf dieser Kontroverse aufbauend, kann nun die Fragen gestellt werden, wie sich die Organisation der posturalen Kontrolle - ob mit oder ohne funktionelle Eigenschaften - auf die Charakteristik der posturalen Schwankungen niederschlägt. Neben einer ganzen Reihe denkbarer methodischer Ansätze die Körperschwankungen abzubilden, ist die vorliegende Arbeit auf die Untersuchung der vertikalen Bodenreaktionskraft im Sinne von Center-of-Pressure (CoP) Zeitrei-

hen fokussiert. Es soll deutlich werden, dass diese biomechanische Kenngröße weit mehr ist, als lediglich die vertikale Projektion des Körpermassenmittelpunktes, sondern dass sich in dessen Verlauf zudem Regulationskräfte zur Aufrechterhaltung des posturalen Gleichgewichts verbergen. Hinsichtlich dieser Betrachtungsweise ist der gründlichen Analyse der CoP-Fluktuationen besondere Aufmerksamkeit zu schenken. Der Ansatz ist, dass mittels mathematischer Verfahren zur Analyse dieser Fluktuationen Aufschluß über die Struktur der inhärenten Variabilität und somit der Regulationsmechanismen getroffen werden kann. Die Parametrisierung der Variabilität soll weiterhin einen Ansatz darstellen, der sich des CoP-Signals bedient, um e.g. verschiedene Probandenkollektive (Populationen) voneinander zu differenzieren oder die Annahme aufzustellen, eine Aussage über motorische Kontrollprozesse indirekt anzustellen. Im **Unterpunkt 2.2 „Globale und strukturelle Methoden der CoP-Analyse“** wird beschrieben, dass man die mathematischen Verfahren zur Parametrisierung dieses Vorhabens (nicht nur intuitiv) in zwei Klassen einteilen kann: 1. Lineare (traditionelle, globale oder konservative) Parameter, die lediglich die Amplitude einer Zeitreihe beschreiben und somit als ergebnisorientierte bzw. deskriptive Werte angesehen werden können und 2. Nichtlineare (moderne oder innovative, strukturelle) Parameter, die im Allgemeinen sehr viel rechenaufwändiger sind und mittels algorithmischer Vorgehensweise den strukturellen Verlauf einer Zeitreihe auf unterschiedlichen Zeitskalen quantifizieren können (vgl. [Baratto et al., 2002](#), [Duarte & Freitas, 2010](#), [Schubert, 2013](#)). Dabei stellen die nichtlinearen Parameter eher einen geschichtlich neueren Zugang zur Bewertung von Fluktuationen dar, obwohl deren mathematischer Hintergrund schon ebenso alt ist, wie die moderne Motorikforschung selbst. Ihre Verwendung zur Beschreibung von biologischen Signalen fällt sehr genau mit der Etablierung computergestützter Datenauswertung zusammen und mag aus diesem Grunde unlängst gehäufte Anwendung erfahren haben. Generell stellen diese Methoden Abkömmlinge aus mathematischen und physikalischen Theorien dynamischer Systeme dar und wurden aus diesem Grund vor allem durch die Ausreifung der Chaostheorie und der Theorie über dynamische Systeme mitgeprägt.

Die oben beschriebene dichotome Einteilung der Parameter geht zudem mit einem fundamentalen Paradigmenwechsel in der Motorikforschung einher ([Schubert, 2013](#)). Wurde nach herkömmlicher Sichtweise allgemein die in jeder Bewegung inhärente Variabilität noch als unerwünschtes Rauschen ohne jed-

wede immanente Informationskomponente abgetan, so ist nach heutigem Erkenntnisstand Variabilität Ausdruck eines funktionierenden und physiologischen Systems (vgl. Davids et al., 2006). Die systemimmanente Information lässt sich mit Hilfe struktureller Verfahren häufig sinnhafter als mit traditionellen, globalen Parametern abbilden. So sind beispielsweise Zeitreihen konstruierbar, die zwar die gleichen statistischen Momente aufweisen, also zum Beispiel identische Erwartungswerte (Mittelwerte) und Varianzen haben, jedoch hinsichtlich ihrer inneren Struktur (da es sich um Zeitreihen handelt, wird diese innere Struktur auch oft als temporäre Struktur deklariert) vollkommen unterschiedlich sind. Mit Hilfe globaler Parameter würde man die Fluktuationen als äquivalent annehmen (die Mittelwerte und Varianzen sind dann identisch), wobei man mit nichtlinearen Verfahren Unterschiede feststellen könnte (siehe hierzu Stergiou et al., 2006, Harbourne & Stergiou, 2009, Schubert, 2013). Unter dem Begriff „Struktur“ wird dabei der Aufbau der Zeitreihe auf unterschiedlichen Zeitskalen verstanden (i.e. temporäre Struktur). Neben mannigfaltigen Beschreibungsmöglichkeiten, welche hierfür in Frage kommen, sollen für dieses Charakteristikum insbesondere die *Entropie* und die *Korrelationsstruktur* zentrale Begriffe bilden, auf die am Ende des Kapitels verstärkt eingegangen wird. Zudem sollen, des besseren Verständnisses halber, die Algorithmen vorgestellt werden, aus denen die zugehörigen Strukturparameter resultieren. Eine weitere Möglichkeit temporäre Informationen zu erhalten, wird von der *Wavelet-Analyse* angestrebt, die sich im Vergleich zu üblichen frequenzanalytischen Werkzeugen als brauchbareres Mittel für die CoP-Analyse herausstellt. Aufbauend auf einer eingehenden Beschreibung der unterschiedlichen Verfahren und Algorithmen dient ein Forschungsstand des weiteren Einblickes in diese Thematik, worin sich auch die inkludierten Artikel der **Kapitel 3 bis 7** (nicht **Kapitel 8**) einreihen.

Ein weiteres Themenfeld ist im **Unterabschnitt 2.3 „Ausblick und weiterführende Überlegungen“** angesiedelt, in welchem die Utilität der Posturographie im wissenschaftlichen Kontext, aber auch im alltagsrelevanten Umfeld exemplifiziert wird. Neben dieser kritischen Auseinandersetzung sollen auch einige spekulative Vertiefungen und Vorschläge für den weiteren Erkenntnisgewinn angedacht werden.



Die Synopsis dient als theoretischer Hintergrund, um die für die vorliegende kummulative Dissertation nachfolgend inkludierten Beiträge von einem allgemeineren und übergeordneten Standpunkt aus verstehen zu können und unter Hinzunahme anderer Erkenntnisse einordnen zu können. Die **Kapitel 3 bis 8** basieren daher auf schon publizierten Zeitschriftenbeiträgen und sind kapitelweise angefügt.

In **Kapitel 3** ([Grundlage ist Schubert, 2013](#)) wird der schon beschriebene Zusammenhang zwischen der motorischen Variabilität, die im Sinne von Zeitreihen erfasst wird, und der Anwendung und Utilität der strukturellen Verfahren hergestellt. In diesem Überblicksartikel wird auf die sogenannte Loss-of-Complexity-Hypothese eingegangen ([Goldberger et al., 2002](#), [Lipsitz & Goldberger, 1992](#)). Diese besagt, dass Zeitreihen physiologischer gesunder Systeme eine innere Struktur aufweisen, wohingegen Zeitreihen, die aus pathologischen Mechanismen oder auch Alterungsprozessen resultieren, über diese Strukturen nicht (mehr) verfügen. Die Hypothese ist durch eine Vielzahl von Studien tendenziell belegt worden. Jedoch existieren hierbei ebenso kontradiktionäre Annahmen. Nichts desto trotz resultiert aus der Methodik struktureller Zeitreihenanalysen eine neue Dimension zur Beschreibung von Variabilität, welche in dieser Form noch nicht zur Neudefinition motorischer Modelle beigetragen hat. Einziges Gegenbeispiel ist die noch sehr unscharfe Inklusion von Stergiou et al. (2006) ([Stergiou et al., 2006](#)). Die Autoren definieren Gesundheit als Moment in einem zweidimensionalen Gefüge. Der innovative Charakter dieses Modells ist die Attribuierung von Komplexität auf der einen Seite und Vorhersagbarkeit auf der anderen Seite. Demnach sind Zeitreihen eines gesunden Systems komplex und teilweise vorhersehbar. Nicht zuletzt solche theoretischen Konstrukte unterstreichen die Relevanz von nichtlinearen Zeitreihenanalysen, sondern ebenso die neuen Erkenntnisse, die sich durch deren Anwendung hinsichtlich physiologischer Teilsysteme ergeben haben. Deren Anwendung auf physiologische Signale ist nicht nur auf die Erkenntnis, ob sich Chaos, Komplexität oder Regularität in den Signalen befindet, beschränkt, sondern soll einen zusätzlichen Einblick geben, ob man aus den intrinsischen Dynamiken und Strukturen neue Informationen für das zugrundeliegende System ableiten lassen ([Elbert & Rockstroh, 1993](#)).

Eine erste Anwendung von Verfahren zur Aufdeckung struktureller Informationen in CoP-Zeitreihen wird in **Kapitel 4** dargeboten (Grundlage ist [Kirchner et al., 2012a](#), einige Teile der Untersuchung erschienen als Kongressbeiträge in [Kirchner et al., 2012b](#) und [Kirchner et al., 2012c](#)). Ausgangspunkt für die Untersuchung war die Feststellung, dass nichtlineare Parameter zur Beschreibung der CoP-Dynamik vor allem in der Destinguierung unter Verwendung von Dual-Task-Paradigmen weitestgehend einheitliche Resultate vorweisen konnten und dort als sensitive statistische Kennwerte Anwendung fanden (e.g. [Donker et al., 2007](#), [Cavanaugh et al., 2007](#), [Stins et al., 2009](#), [Roerdink et al., 2011](#)). Diese Ergebnisse weisen darauf hin, dass unter einer kognitiven Zweitaufgabe die CoP-Fluktuationen irregulärer werden. Um diesen Sachverhalt empirisch weiter zu beleuchten, wurde ein Experiment mit einem Single-Task- und einem Dual-Task-Design gewählt. Probanden wurden angewiesen, ruhig auf einer Kraftmessplatte zu stehen. Das Dual-Task-Paradigma bestand aus einer kognitiven Zusatzaufgabe (projizierte Bilder), bei simultanem ruhigem Stehen (motorische Erstaufgabe), wobei außerdem die Messzeiträume variiert wurden (30s, 60s, 300s). Den Probanden war nicht gewahr, dass sie während des Ausübens der kognitiven Aufgabe zusätzlich biomechanisch (CoP-Verlauf) gemessen wurden. Für den zweiten Teil des Untersuchungsvorgangs wurden die Probanden aufgeklärt. Anschließend wurde der CoP-Verlauf lediglich im ruhigen Stehen unter den verschiedenen Messzeiten (30s, 60s, 300s) aufgenommen.

Wir konnten bestätigen, dass unter Verwendung einer kognitiven Zusatzaufgabe, die CoP-Regularität abnahm, was in Einklang mit weiteren Arbeiten ist ([Donker et al., 2007](#), [Cavanaugh et al., 2007](#), [Stins et al., 2009](#), [Roerdink et al., 2011](#)). Ein internaler Aufmerksamkeitsfokus (ruhiges Stehen mit verstärkter Bewusstmachung des posturalen Kontrollprozesses) scheint für den Mechanismus der posturalen Kontrolle einen nachteiligen Effekt zu haben, wohingegen ein externaler Aufmerksamkeitsfokus (Stehen mit kognitiver Zusatzaufgabe führt zu einer Ablenkung der bewussten Prozessierung des Stehens) einen gegenteiligen Effekt mit sich bringt.

Ebenso konnte herausgearbeitet werden, dass die Wavelet-transformation ein geeignetes Instrument zur Analyse von temporären CoP-Fluktuationen ist. Im Sinne der sog. Theorie des sensorischen Ungewichtens (siehe Synopsis: **Kapitel 2**) wird gezeigt, dass durch die Ausübung einer Zweitaufgabe (hier: eine visuell beanspruchende Form) eine Verminderung der visuellen Sensorik bei gleichzei-

tiger Erhöhung der Gewichtung der anderen sensorischen Subsysteme (i.e. vestibulär und somatosensorisch) zu verzeichnen war. Ein Ergebnis, das ebenso von Chagdes et al. (2009) dokumentiert wurde ([Chagdes et al., 2009](#)).

Bezüglich der Korrelationsstruktur zeigt die vorliegende Untersuchung, dass für die Erfassung von verschiedenen Zeitskalen – hier wurden antipersistente Muster für Zeitskalen über 1s entdeckt - möglichst lange (hier 300s) Messzeiten gewählt werden müssen. Im Gegensatz zu Donker et al. (2007) weisen die hier errechneten Fraktalmaße auf weniger abrupte Änderungen – also weichere Verläufe – hin, wenn mit einer Zweitaufgabe gearbeitet wurde ([Donker et al., 2007](#)).

Die vorliegende Untersuchung zeigt insbesondere, dass die Verwendung von nichtlinearen, strukturellen Methoden der Zeitreihenanalyse unter diesen Experimentalbedingungen dazu führte, differenziertere Aussagen als mit herkömmlichen, linearen Werten zu gewinnen. Insofern können der CoP-Variabilität durch strukturelle Verfahren sehr feine, zunächst verborgene Informationen entlockt werden, die mit traditionellen Methoden nicht erkannt worden wären. Damit reiht sich diese Arbeit bezüglich dieser Betrachtungen in eine ganze Reihe ähnlicher Ergebnisse ein (e.g. [Manabe et al., 2001](#), [Cavanaugh et al., 2007](#), [Lacour et al., 2008](#), [Rhea et al., 2011](#)).

Offensichtlich decken unterschiedliche CoP-Parameter unterschiedliche Sachverhalte auf. Jedoch wirft die vorgeschlagene Analyse ebenfalls die Frage auf, welche Parameterkonfiguration eine optimale Informationsausbeute bringt, und ob es ein statistisches Vorgehen gibt, das unter verschiedenen Bedingungen (e.g. verschiedenen initialen Bedingungen wie single- versus dual-task) gleichbleibend anwendbar - also universell einsetzbar - ist. Die logische Konsequenz wäre es nun bei der hier angewendeten Vielzahl von Parametern eine Dimensionalitätsanalyse durchzuführen und eventuelle Clusterbildungen von Parametern zu beschreiben.

**Kapitel 5** und **Kapitel 6** ([Grundlage sind die Artikel von Schubert et al., 2012a, und Schubert et al., 2012b, ein Teil wurde als Kongressbeitrag in Schubert et al., 2011 publiziert](#)) haben die Dimensionalität der Parameter zum Thema. Hierin wird zuallererst unter Ausarbeitung der Literatur ein Überblick verschafft (**Kapitel 5**), welche mathematischen Methoden *üblicherweise* zur Beschreibung der CoP-Fluktuationen eingesetzt werden (insgesamt 33 lineare und 10 strukturelle Parameter). Eine solche Übersicht über die Parametrisierung

der CoP-Verläufe ist nach einer gründlichen Literaturrecherche weder für lineare noch für strukturelle Verfahren in der Fachliteratur vorzufinden und somit einzigartig. Inhaltlich geht es hierbei um die Einteilung der Parameter in eindimensionale oder zweidimensionale Rechenverfahren. Eindimensionale Methoden resultieren von den anterior-posterior oder den medial-lateral Zeitreihen der CoP-Kraftkomponenten. Zweidimensionale Verfahren bedienen sich der Euklidisch-geometrischen Deutung des CoP-Gesamtverlaufs und sind gegenüber den eindimensionalen Parametern häufig viel einfacher zu definieren. Letztere basieren in wesentlichen Zügen auf Zeitreihenanalysen. Die Ausarbeitung der eindimensionalen Parameter subdiviert sich weiter in (einfache) globale Parameter, Frequenzparameter oder nichtlineare, also strukturelle Parameter. Die Dimensionalitätsanalyse wurde mittels explorativen faktorenanalytischen Ansätzen ausgeführt (e.g. Bortz & Schuster, 2010). Die durchgeführten Gruppierungen der Parameter lehnen sich an vorhergehende Arbeiten an. So erscheint es plausibel, nichtlineare Parameter von globalen Parametern zu trennen, da es Anzeichen und Hinweise gibt, dass sie jeweils unterschiedlichen Hauptkomponenten angehören (e.g. Manor et al., 2010). Als Grundlage diente das schon zuvor betrachtete Probandenkollektiv mit der Vorgabe, dass nur die ruhige Stand-situation (interner Aufmerksamkeitsfokus) berücksichtigt wurde. Zum Vergleich der Faktor-ladungsstrukturen wurden die Faktorenanalysen für jede Messzeit (30s, 60s, 300s) durchgeführt. Für die linearen Kennwerte ergaben sich approximativ einheitliche Faktorladungen über die verschiedenen Messzeiten, wohingegen für strukturelle Kennwerte teilweise verworrene und weniger einheitliche Muster erkennbar wurden. Zum einen bedeutet dies, dass dem CoP schon über wenige Sekunden mittels linearer Kennwerte redundante Informationen abgewonnen werden können. Zum anderen jedoch auch, dass die strukturellen Verfahren sehr viel sensitiver auf Variationen der Messzeit reagieren. Unter Umständen hängt dieses Phänomen damit zusammen, dass strukturelle Verfahren verborgene Informationen viel exakter verifizieren können, wenn eine möglichst lange (bzw. hinreichend lange) Messzeit erhoben wurde. Aus theoretischen Überlegungen folgend, gewinnen nichtlineare, strukturelle Verfahren an Aussagekraft, je größer die Zeitspanne der Systemobservation gewählt wird (Eke et al., 2000, Eke et al., 2002, Kirchner et al., 2012a).

Ein weiteres Ergebnis dieser Arbeit ist, dass der CoP-Verlauf nicht über einzelne Parameter hinreichend beschreibbar ist, sondern dass stets ein Set von

adäquat selektierten Parametern gewählt werden sollte, um möglichst viel Varianz der CoP-Fluktuationen erklären zu können. Dies impliziert, dass viele zuvor getätigten Studien, welche Ergebnisse auf CoP-Analysen mit nur einem oder zu wenigen CoP-Parametern stützten, grundsätzlich vor diesem Hintergrund hinterfragt werden müssen.

Zudem werden einige womögliche Verhältnismäßigkeiten zwischen den Kennwerten aufgedeckt (z.B. eine Relation zwischen eindimensionalen Geschwindigkeitsparametern und zwischen frequenzspezifischen Kennwerten).

Angesichts der für faktorenanalytische Verhältnisse geringen Stichprobengröße (trotz genügender mathematischer Voraussetzungen für die faktorenanalytische Vorgehensweise) müssen zukünftige Studien mit größeren Kohorten die Faktorladungsstruktur der CoP-Parameter weiter analysieren, um stringente Empfehlungen für die jeweilige Aussagekraft der einzelnen Kennwerte aussprechen zu können. Insofern sind die absoluten Werte der Faktorladungen *cum grano salis* zu betrachten. Viel essentieller ist die Tatsache, dass sich in den Faktorladungen überhaupt sehr spezifische Muster ergeben, die offensichtlich zeitvariant sind und hier erstmals beschrieben worden sind.

In **Kapitel 6** wird die Dimensionalitätsanalyse auf das schon beschriebene Design der Dual-Task-Anforderung ausgeweitet. Vollkommen analog zu der vorherigen Vorgehensweise wurden hier für die gruppierten Parametersets explorative Faktorenanalysen für die unterschiedlichen Messzeiträume (30s, 60s, 300s) durchgeführt. Im Vergleich zu den Faktorladungsmustern beim ruhigen Stehen ohne externen Aufmerksamkeitsfokus sind in dieser Untersuchung abweichende Resultate zu verzeichnen. Einige Parameter, insbesondere strukturelle Parameter, zeigten stark zeitabhängige Faktorladungsstrukturen. Dies wurde damit erklärt, dass ein Zusammenbruch des relativ konsistenten Systems unter Einbeziehung einer kognitiven Zweitaufgabe geschehen war.

Die Experimentalsituationen ohne und mit kognitiver Zusatzaufgabe stellen hinsichtlich der in der Literatur unlängst untersuchten Auswirkung unterschiedlicher Aufmerksamkeitsfokusse (e.g. [Wulf et al., 2004](#)) wesentlich verschiedene Situationen dar. Eine praktische Folgerung aus den Ergebnissen ist also, dass die vom Experimentator generierte Experimentalbedingung durch Schaffung der Testumgebung, der Anweisungen, sowie des Probandenkollektivs einen in der CoP-Evaluation quantifizierbaren Einfluss nimmt.

Die in der Untersuchung herausgearbeitete Sensitivität einiger Parameter und im Speziellen der strukturellen Kennwerte hinsichtlich der Messzeit-Komponente, aber auch der Untersuchungsdesign-Komponente betont den herausragenden Charakter struktureller CoP-Parameter, um a priori Abweichungen, die durch globale Messwerte teilweise unerkannt bleiben, observierbar zu machen. Diese Quintessenz reiht sich in die zuvor erkannte Systematik ein (Kirchner et al., 2012a, Schubert et al., 2012a).

Ein weiterer Einsatz struktureller Verfahren wird in **Kapitel 7** vorgestellt (Grundlage ist Kirchner et al., 2013, ein Teil wurde als Kongressbeitrag in Gestrost et al., 2011 publiziert). In dieser Untersuchung wurde ein älteres Probandenkollektiv gewählt, um CoP-Schwankungen anhand von verschiedenen Standpositionen beschreiben zu können. Der Impetus lag in der Klärung, in wie fern sich verändernde, alltagsnahe Einflüsse auf die Modifikation von posturalen Kontrollmechanismen niederschlagen. Es wurde deutlich, dass die beiden Schwankungsrichtungen (anterior-posterior und medial-lateral) unterschiedliche Informationen bezüglich des Gesamtprozesses der posturalen Kontrolle enthalten, was nur durch die Änderungen der Standpositionen zu erzielen war, da sich hierdurch veränderte biomechanische Konfigurationen ergaben (i.e. veränderte Morphologie der Unterstützungsfläche, veränderte mechanische Verhältnisse im Hinblick auf Hebel und Gewebeeigenschaften, etc.). Sechs Standpositionen wurden verglichen: Das ruhige Stehen auf ebenem Untergrund, auf einer Treppe, drei Standarten auf einer Schräge (abfallende, aufsteigende und seitliche Richtung) und das bipedale Stehen auf einem Therapiekreisel. Neben der sonst genutzten Technik der CoP-Aufnahme mittels Kraftmessplatte wurden ebenso drucksensitive Einlegesohlen verwendet, um hinsichtlich der unilateralen Gewichtskraft Seitenunterschiede feststellen zu können.

Insgesamt wurden je nach Standbedingung situationsabhängige Unterschiede festgestellt. Im Vergleich zum ruhigen Stehen auf ebener Unterstützungsfläche war das globale Ausmaß der CoP-Schwankungen bei den variierten Standsituationen erhöht. Jedoch bedeutet dieses Resultat nicht unmittelbar, dass es sich bei den anderen Standsituationen um instabilere Haltungen handelte, da größere Amplituden ebenfalls das explorative Verhalten der posturalen Regulationsmechanismen widerspiegeln könnten. Zusätzlich scheinen lineare Parameter die Tendenz zu preisgeben, dass die anterior-posteriore und die medial-

laterale Schwankungsrichtungen verschiedene Informationen bezüglich des posturalen Kontrollmechanismus beherbergen. Insbesondere die CoP-Geschwindigkeit verhält sich hierbei als diskriminative Größe (e.g. Prieto et al., 1996, Jeka et al., 2004, Delignières et al., 2011). Wie aus den Resultaten hervorgeht, ist diese Unterschiedlichkeit jedoch relativ grob (e.g. die Geschwindigkeit in anterior-posteriore Richtung war signifikant höher für alle Standvariationen und in medial-laterale Richtung signifikant höher für die Treppe, die schiefe Ebene und den Therapiekreisel).

Die Wavelet-Analyse zeigt, dass manifoldige Unterschiede auf unterschiedlichen Zeitskalen für die Standsituationen feststellbar sind. Man könnte darüber spekulieren, ob dieses Phänomen die Hypothese des sog. sensorischen Ungewichtens erhärtet, wonach veränderte Umweltbedingungen zu einer Neukonfiguration und Neugewichtung des Einflusses der sensorischen Subsysteme auf die posturale Regulation führen (e.g. Oie et al., 2002, Chagdes et al., 2009). Weiterhin konnten durch die Wavelet-Analyse frequenztypische Eigenschaften entdeckt werden - es wurden Wechsel in den Gewichtungen / Energien (engl. crossings) zwischen bestimmten Standpositionen gefunden, die offenbar frequenzspezifisch sind.

Ebenso wurden durch die Regularitätsanalyse mittels Sample-Entropie spezifische Muster entdeckt. Zum Beispiel ist auffällig, dass das Stehen auf ebenem Untergrund einen weniger komplexen Output liefert als das Stehen auf einer Treppenstufe. Da sich insbesondere die Unterstützungsfläche im letzteren Fall deutlich verändert, was biomechanisch zu einer verminderten Befähigung für laterale Ausgleichsbewegungen führt, konnten essentielle Implikationen für darauffolgende Forschung aufgestellt werden. Im Sinne der gerontologischen Forschung ist bekannt, dass gerade die laterale Komponente der Gleichgewichtsregulation mit zunehmendem Alter zu einem Risikofaktor für Stürze avanciert (Maki et al., 1994). Die Kontrolle der lateralen Komponente scheint somit in dieser Position besonders anspruchsvoll (im Sinne der Aufmerksamkeitsbindung als indirekte Folgerung von einem komplexeren Muster, als auch aus biomechanischer Sichtweise) zu sein.

Im Hinblick auf die unilaterale Bodenreaktionskraft konnte gezeigt werden, dass es zu Seitendifferenzen kam und somit zu einer Präferenz der Gewichtsübernahme für ein Bein. Dies unterstreicht das schon von anderen gezeigte Indiz, dass ältere Personen ein Bein im Vorfeld entlasten, um im Falle eines



Gleichgewichtsverlustes mit einem Schritt reagieren zu können, um einen etwaigen Sturz zu verhindern (Blaszczyk et al., 2000). Hiermit wird unter anderem auch die, in der Literatur als Change-in-Support-Strategy bekannt gewordene Terminologie im Gegensatz zu den Fixed-Support-Strateggies, bezüglich der Relevanz für ältere Personen hervorgehoben (e.g. Maki & McIlroy, 2006).

Die gefundenen Phänomene dienen vornehmlich der geriatrischen Forschung und sind nicht transferierbar oder generalisierbar auf die Gleichgewichtsmechanismen jüngerer Personen. Der Vergleich mit einer jüngeren Kohorte wurde hier nicht angestellt, ist aber in einer weiteren Arbeit veröffentlicht worden (Kirchner, 2013).

Als abschließende Konklusion sei angemerkt, dass aus dieser Studie ebenfalls hervorgeht, dass einzelne CoP-Parameter nicht ausreichend diskriminativ sind, und analog zu den zuvor betrachteten Ergebnissen ein Set von Parametern angestrebt werden sollte, um CoP-Fluktuationen hinreichend genau evaluieren zu können. Besonders die Verbindung von linearen Kennwerten mit den strukturellen nichtlinearen Parametern lässt tiefgreifende Rückschlüsse auf bestehende Regulationsmechanismen zu.

Es bedarf stichhaltiger mathematischer Definitionen und einheitlicher Begriffsbestimmungen um der Problematik entgegen zu treten, welche Informationen aus posturographischen Messdaten mittels struktureller, nichtlinearer Verfahren extrahiert werden können. Wie in **Kapitel 8** (Grundlage ist Schubert & Kirchner, 2014) gezeigt wird, ist jedoch diese Voraussetzung selbst nicht einmal für die sehr viel simpleren traditionellen, linearen und resultatorientierten Methoden, wie der, die einzelnen CoP-Werte zu umschreibende Ellipse, gegeben. Impetus der Arbeit war es, Einheitlichkeit zu schaffen und darüber hinaus benutzerfreundliche Anwendungen bereitzustellen. Es wird auf theoretischer Basis der Begriff der Prädiktionsellipse (engl. prediction ellipse) eingeführt, da diese Begrifflichkeit im mathematischen Sinne sehr viel angemessener scheint als die bisherige Verwendung in der Literatur, wo man die Terminologie Vertrauensellipse benutzt (engl. confidence ellipse). Ausgehend vom eindimensionalen Fall einfacher Prädiktions- und Vertrauens-Intervalle der Statistik wird das zweidimensionale Szenario hergeleitet, in dem sich auch die Beschreibung der CoP-Prädiktionsellipse vollzieht. Im Gegensatz zu einer Vertrauensellipse, die aus einer gegebenen Anzahl von Messungen (i.e. eine Stichprobe) den Erwar-



tungswert der Population (hier: des Systems) mit einer festgelegten Wahrscheinlichkeit schätzt, stellt eine Prädiktionsellipse denjenigen Bereich dar, der aus ebendieser Stichprobe vorhersagt, ob ein zukünftiger Messwert mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit in die Prädiktionsregion fällt.

Zudem werden unterschiedliche Berechnungsformen der Prädiktionsellipse verglichen, die aus statistischen Vereinfachungen und Betrachtungen herrühren. Ferner wird eine benutzerfreundliche Schrittfolge zur Berechnung dieser Methode dargeboten. In einem kapitelinternen Anhang (da als Appendix im Ursprungsartikel veröffentlicht) finden sich weiterführende theoretische Überlegungen, sowie eine fertige Matlab-Implementierung. In einem Kommentar zu diesem Artikel wird das vorliegende Thema der Berechnung der Prädiktionsellipse noch durch programmierungsrelevante Einzelheiten ergänzt (Duarte, oJ).

Die Erforschung von CoP-Schwankungen im ruhigen Stehen hat wertvolle Informationen zum Verständnis der posturalen Kontrolle beigetragen. Die Vorteile posturographischer Messmethoden via Kraftmessplatte liegen im Gegensatz zu z.B. kinematographischen Apparaturen darin, dass ein relativ kostengünstiges, zeitlich ökonomisches, relativ ortsungebundenes und leicht modifizierbares Instrumentarium vorliegt. In dem einflussreichen Artikel von Collins & De Luca (1993), indem bereits der generelle Vorteil der statischen Posturographie im Hinblick auf vor allem klinische Verwendbarkeit dargestellt wird, sprechen die Autoren davon, dass *„to date, the utility of static posturography in the clinic and laboratory has been limited by the lack of a reliable, consistently useful approach or technique for extracting repeatable, physiologically meaningful information from stabilograms.“* (Collins & De Luca, 1993, S. 309). Eine Bilanz nach etwa 20 Jahren Forschung zeigt, dass dieses Problem trotz großer Anstrengungen hinsichtlich der Entwicklung immer genauerer Verfahren nicht gelöst ist. Insbesondere die große Anzahl möglicher CoP-Parameter und die Uneinigkeit darüber, welche Kennwerte verwendet werden sollen, verwehrt eine einfache und praktische Nutzbarkeit der Posturographie im klinischen Kontext (e.g. Chaudhry et al., 2011). Aus diesem Grund müssen einerseits Standardisierungen hinsichtlich der geschaffenen Experimentalbedingungen (e.g. Standpositionen) und gegebenen Anweisungen (e.g. Generierung des Aufmerksamkeitsfokus) erfolgen, denn wie in den dargelegten Studien innerhalb dieser Arbeit gezeigt wird, verhält sich das Ergebnis des posturalen Kontrollprozesses offenbar stark

situationsabhängig. Andererseits wird durch die hier herausgehobenen Studien klar, dass die Prozessierung des CoP-Signals (i.e. Nutzung von Filterfunktionen, generelle Auswahl der CoP-Parameter, Inklusion der strukturellen CoP-Parameter und einhergehenden Voraussetzungen) ein wesentlicher Faktor in der Evaluation des Gleichgewichtsprozesses ist. Demzufolge sollte die weitergehende Forschung besonderes Augenmerk auf die Charakterisierung des CoP-Signals hinsichtlich der verschiedenen Parameter legen, um ein einheitlicheres Bild von der Struktur des Prozesses zu erhalten. Bis dato ist nicht bekannt, welches Set von Verfahren (Zusammenstellung der unterschiedlichen Methoden) angewendet werden sollte, um die strukturelle Information bestmöglich abbilden zu können, was ein Umstand ist, welcher nicht nur für die wissenschaftliche Analyse von CoP-Daten von Belang ist, sondern in allen Bereichen der Forschung Einzug erhält, in der zeitvariante Informationen von Systemen den Kern der Untersuchung ausmachen.

## 2 SYNOPSIS

### 2.1 Posturale Kontrolle und Posturographie

Als Posturographie wird ein Anwendungsfeld der Biomechanik bezeichnet. Hierbei wird bei einer Person, meist in stehender Position, die Fähigkeit zur Gleichgewichtsregulation mittels Messverfahren untersucht. Neben der dynamischen Posturographie, in der das Verhalten einer Person hinsichtlich eines beweglichen oder instabilen Untergrundes evaluiert wird, beschreibt die statische Posturographie das Gleichgewichtsverhalten einer ruhig verweilenden Person auf einem festen Untergrund (e.g. Duarte & Freitas, 2010). In der statischen Posturographie sind die Körperschwerpunktfluktuationen und deren Beschreibung von Interesse<sup>1</sup>. Wie diese geartet sind, und welche Informationen ihnen entlockt werden können, ist Inhalt dieser Einführung.

Um einen ersten Einblick in die neuromuskuläre Physiologie des aufrechten Stehens zu erhalten, dient als Referenzgröße hierbei der der Gravitation zugelegte Gewichtskraftvektor. In Kürze lässt sich das Phänomen in zwei Schritten etwa so subsumieren: 1. Das zentrale Nervensystem muss veranlassen, dass gegen die Gravitation Muskelarbeit verrichtet wird. 2. Es muss dann dafür Sorge tragen, dass der Körper in Bezug auf seine Unterstützungsfläche mittels Muskeltätigkeit stabilisiert wird (Massion, 1992). Die abgeleiteten Aussagen, die durch Erforschung und Modellierung dieser Vorgänge generiert werden, fasst man unter dem Begriff „posturale Kontrolle“ zusammen. Es stellt sich daher die Frage, wie die posturale Kontrolle beobachtet und beschrieben werden kann.

Da wir uns den Gewichtskraftvektor physikalisch-figurativ vom *Körperschwerpunkt* ausgehend vertikal zum Erdmittelpunkt strebend denken, ist es daher unerlässlich diesen Begriff, angewandt auf den menschlichen Körper, zuerst zu definieren. Der Schwerpunkt eines Objektes (auch Massenmittelpunkt) definiert sich als derjenige fiktive Punkt, indem man sich die Gesamtmasse des Objektes vorstellt, damit dieser Punkt ein ebenso großes statisches Moment erzeugt, wie das reale Objekt selbst (e.g. Papula, 2008). Die Koordinaten dieses

---

<sup>1</sup> Dies ist auch in der dynamischen Posturographie der Fall. Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich im Kern jedoch mit der statischen Variante. Unter „Beschreibung“ soll hier jegliche, mit dem Phänomen posturale Kontrolle verbundene Datenerhebung verstanden werden. So z.B. auch die neuromuskuläre Aktivität mittels Elektromyografie.

Punktes lassen sich bei Objekten mit gleichförmiger Dichte (homogenes Objekt) durch die äußere Gestalt des Objektes und seiner Abmessungen sehr einfach bestimmen (siehe hierzu e.g. Papula, 2008).

### 2.1.1 Ein geschichtlicher Abriss

Im Gegensatz zur Lokalisation des Schwerpunktes von homogenen Objekten, stellt die exakte Bestimmung des Körperschwerpunktes einer Person ein nicht-triviales Problem dar, was vor allem der dynamischen und inhomogenen Materialzusammensetzung des Organismus geschuldet ist. Ein kurzer geschichtlicher Abriss soll die Komplexität des nicht augenscheinlichen Problems der Erfassung des Körperschwerpunktes und dessen Fluktuationen veranschaulichen.

Ungeachtet der sehr umfangreichen Körpervermessungen in der Antike wurden die ersten eingehenden Untersuchungen zur Lage des Körperschwerpunktes (Center of Mass, CoM) unter statischen Bedingungen von Borellus<sup>2</sup> im Jahr 1680<sup>3</sup> angestrengt und dokumentiert (Borellus, 1710, vgl. Braune & Fischer, 1890, Vierordt, 1862, Meyer, 1863). Die Probanden legten sich rücklings auf ein Brett, das auf einer scharfen Kante gelagert war. Durch Austarieren ergab sich eine, wenn auch ungenaue, Schätzung des Körperschwerpunktes in der Transversalebene (Borellus, 1710, Palmer, 1928, Vierordt, 1862). Die Gebrüder Weber (1836) verbesserten dieses Verfahren, indem sie erst das Brett ohne Person äquilibrierten, wodurch die Messung unabhängig von der Masse des Brettes war (Weber & Weber, 1836). Da in ihrer Untersuchung eine genaue Equilibriumposition nie gegeben war - das Brett neigte sich stets zu einer Seite - wurde der Mittelwert aus den Positionen genommen, die den Moment deklarierten, wann das Brett gerade zum Überkippen kam, wobei das kopfwärtige Kippen in beide Richtungen erfasst wurde (die Probanden legten sich in beide Richtungen auf das Brett) (Weber & Weber, 1836). Eine Methode, den Körperschwerpunkt in der Frontalebene zu approximieren, wurde erstmals von Meyer (1853) publiziert (Meyer, 1853). Die Probanden sollte eine aufrechte ruhige Posi-

---

<sup>2</sup> Nach GA Borelli (1608-1679, Physiker, Mathematiker, Astronom) ist die Borelli-Auszeichnung (ital. Schreibweise) der American Society of Biomechanics benannt. Mit ihm tritt meist die lat. Schreibweise Borellus auf.

<sup>3</sup> In der ersten gedruckten Ausgabe von Petrus vander Aa (1659-1733, Verleger, Kupferstecher) findet sich das Jahr MDCCX (1710), ist also posthum erschienen. In nahezu allen Quellen findet sich das Jahr 1680 in Verbindung mit dem hier zitierten Werk.

tion einnehmen. Durch Neigung des Körpers nach vorne und nach hinten bis zu den äußersten Stabilitätsgrenzen erhielt man die Winkeländerungen zur Ausgangsstellung. Aus diesen in Verbindung mit der Fußlänge wurde die Lage des CoM in der Frontalebene geschätzt (Meyer, 1853, vgl. Meyer, 1863). Harless (1857) erfasste die Teilschwerpunkte von abgetrennten Körpersegmenten mit der Weberschen Methode (Weber & Weber, 1836) und errechnete mit diesen einen Wert der Lage des CoM in der Horizontalebene (Harless, 1857). An dieser Stelle sei angemerkt, dass diese Vorgehensweise einen außerordentlichen Vorteil hat. Durch eine Erweiterung dieser segmentalen Methode lässt sich der CoM in jeder Körperstellung errechnen, wenn man die Lokalisation der Segmente voraussetzt und die Teilkörperschwerpunkte kennt. Aus dem Momentensatz der Mechanik folgt nämlich, dass die Summe der Momente der Segmente äquivalent zum Moment des Gesamtgewichtes ist (e.g. Richard & Kullmer, 2013). Die Schwerpunktkoordinaten ergeben sich demnach als gewichtete Summe aus den Koordinaten der Teilkörperschwerpunkte in Relation zur Gesamtmasse (Richard & Kullmer, 2013). Das segmentale Erfassen von Teilkörperschwerpunkten stellt die Grundlage der modernen CoM-Erfassung dar, wie es beispielsweise im Hanavan-Modell (Hanavan, 1964) oder im Hatze-Modell (Hatze, 1980) charakterisiert ist.

Reynolds & Lovett (1909) entwickeln eine sehr einfache Waage, die es ermöglicht den CoM in der Frontalebene zu schätzen (Reynolds & Lovett, 1909). Ein Brett, auf das sich der Proband stellt, ist auf der einen Seite fest gelagert. Auf der anderen Seite liegt es auf einer scharfen Kante auf, die mechanisch mit einer Waage verbunden ist. Sind das Körpergewicht und die Standposition der Person bekannt, lässt sich über Hebelgesetze die Projektion des CoM schätzen (Reynolds & Lovett, 1909). Ähnlich zu dieser Methode, die eigentlich nur eine Abwandlung von Borellus Verfahren ist (Borellus, 1710), wird auch heute noch die Position des CoM ermittelt (e.g. Loram & Lakie, 2002a).

Ohne dabei eine Ausführung der Methoden darzulegen, wurde das erste vollständige Abbild des CoM bezüglich aller drei Körperebenen von Braune & Fischer (1890) an toten Personen bestimmt (Braune & Fischer, 1890), was später von Fischer (1906) weiter verifiziert wurde (Fischer, 1906) (generell benötigt man für die exakte experimentelle Bestimmung des Körperschwerpunktes eines starren Körpers den räumlichen Schnittpunkt der nicht komplanaren Schwerlinien - der Transfer dieser Theorie auf die bestehende Fragestellung sei dem

Leser überlassen). Nach Angaben von Palmer (1928) konnte an lebenden Probanden erstmals Solis (1910) den Körperschwerpunkt in allen drei Ebenen bestimmen, wobei dieses Verfahren noch recht ungenau war (Solis, 1910 in Palmer, 1928). Palmer schlägt zur gleichzeitigen Bestimmung von zwei Koordinaten des CoM an lebenden Personen eine Methode vor, die Probanden erst in liegender und danach in gekippter Position zu wiegen. (Palmer, 1928). Hierzu diente eine Apparatur, die, angelehnt an Experimente vergangener Arbeiten (e.g. Reynolds & Lovett, 1909, Scheidt, 1922), sich der Hebelgesetze für Hebel zweiter Ordnung (i.e. einseitiger Lasthebel, wobei der Angriffspunkt der Last zwischen fixierter Drehachse und Angriffspunkt der Kraft liegt) bedient. Es wurde erst die Position des CoM in der Transversalebene in liegender Position kalkuliert. Danach konnte nach Neigung der Liegefläche um einen bekannten Winkel die Verschiebung des CoM ermittelt werden, was der Lageänderung in der Frontalebene entspricht. Verschiedene Validierungsmessungen an starren Objekten zeigten eine Genauigkeit des Verfahrens von ca. 5mm (Palmer, 1928).

Diesen und weiteren frühen Untersuchungen (vgl. Palmer, 1928) waren gemeinsam, dass die Messung des menschlichen Schwerpunktes unter der Prämisse vollzogen wurde, dass sich dieser bei ruhiger Haltung nicht ändere. Es war zwar seit den Untersuchungen von Mosso (1884) verifiziert, dass die Atmung, sowie der Blutfluss, physikalisch Einfluss auf eine Verschiebung des CoM nahmen (Mosso 1884 in Braune & Fischer, 1890, Sandrone et al., 2013, zur Übersicht), jedoch wurde dieses Phänomen als vernachlässigbar abgetan, denn es war nicht Impetus einer anatomischen Beschreibung der Lokalisation des CoM. Beispielsweise versuchten Braune & Fischer (1890) den Effekt der Marschaurüstung auf den Körperschwerpunkt und damit auf die Stabilität unter Berücksichtigung der von den Füßen gebildeten Unterstützungsfläche des damaligen Soldaten in der Schießstellung (ehemals bezeichnet als militärische Stellung) zu kalkulieren (Braune & Fischer, 1890).

Nach diesen Ausführungen war folglich die Charakterisierung der Körperschwankungen, wie sie beim ruhigen Stehen auftreten, nachrangig. Die Variationen des Körperschwerpunktes wurden sogar im Hinblick auf die sehr mechanische Bestimmung des CoM als störend empfunden - ein Attribut, das bis in die neuere Zeit reichte. Dass bei einer Person, die der simplen Instruktion folgt, möglichst ruhig zu stehen, kleine Bewegungen des Körpers (also Körperschwerpunktfluktuationen) registriert werden können, die in irgendeiner Weise aus

physiologischer Sichtweise die Regulationsprozesse des Körpers widerspiegeln, war eine Einsicht, die erstmals von Vierordt (1862) beschrieben wurde (Vierordt, 1862). Hierbei wurde am Kopf des Probanden ein Pinsel derart angebracht, dass dieser auf einer darüber befindlichen beruhten Glasplatte die Gesamtschwankung in unterschiedlichen Standkonfigurationen aufzeichnen konnte (Vierordt, 1862). Wie schon erwähnt, liegt die rein mechanische Interpretation<sup>4</sup> dieses Phänomens darin begründet, dass sich die Person, bedingt durch intrinsische (z.B. Atmung, Blutfluss, etc.) und extrinsische (Kräfte aus der Umwelt) Einflüsse, ständigen Störgrößen (Perturbationen) konfrontiert sieht. Hierbei kann festgehalten werden, dass beim ruhigen aufrechten Stehen der relativ hohe Körperschwerpunkt bezüglich einer von den Füßen relativ kleinen Unterstützungsfläche angesichts dieser Perturbationen eine mechanisch instabile Lage provoziert. Um der Anforderung des aufrechten Stehenbleibens gerecht zu werden, müssen diesen Störeinflüssen fein abgestimmte Kräfte entgegenwirken. Dieses Wechselspiel aus Perturbationen und darauf folgenden Gegenmaßnahmen zeichnet sich dann in der Dynamik der Körperschwerpunktfluktuationen ab.

Vierordt (1862) kam erstaunlicherweise bereits im 19. Jahrhundert zu der Erkenntnis, dass der stehenden Person das eher labile Konstrukt der Gliedmaßen nicht zum Nachteil gereicht wird (Vierordt, 1862), sondern, dass Regelungsprozesse das Fallen des Körpers verhindern. Seither wurden ebenso Versuche unternommen, diese Fluktuationen zu messen. Erste Versuche, e.g. von Hinsdale (1887), wurden mittels am Körper angebrachter Seidenfäden (jeweils für die Vorwärts-Rückwärts-Neigung und für die Seitneigung), die über eine Rolle mit einem Schreiber verbunden waren, angestellt, um Schwankungen beim Stehen in Echtzeit aufzuzeichnen (Hinsdale, 1887).

Spätere Untersuchungen verwendeten hierfür Apparaturen, welche aus Plattformen aufgebaut waren, auf denen der Proband stehen sollte. Eine erste dieser Art wurde von Kelso & Hellebrandt (1937) vorgeschlagen (Kelso & Hellebrandt, 1937). Der Apparat bestand aus Plattformen, die derart gelagert waren, dass die Schwankungen in anterior-posterior und medial-lateral gemessen werden konnten. Zudem konnten mittels eines Kymographen, einem Gerät, das aus einer rotierenden Trommel mit Papier und einem Schreiber besteht, die Fluktu-

---

<sup>4</sup> Über die Ursprünge der posturalen Schwankungen soll ein späterer Abschnitt informieren



ationen in Echtzeit dokumentiert werden (Kelso & Hellebrandt, 1937). Ein rein mechanischer Apparat wurde von Elftman (1938) beschrieben (Elftman, 1938). Dieser besteht aus zwei federgelagerten Plattformen, die sich unabhängig voneinander bewegen konnten (Elftman, 1938).

In diesen Zeitraum fällt auch die Entwicklung des Dehnungsmessstreifens (vgl. Dietrich, 1986), was ein essentieller Entwicklungsschritt in der Erfassung von marginalen Bewegungen - eigentlich durch Materialverformung provoziert - war. Thomas & Whitney (1959) verwendeten für ihre Untersuchungen zum Stehen eine rechteckige Kraftmessplatte, die bei Whitney (1958) genauer beschrieben ist (Whitney, 1958, Thomas & Whitney, 1959). Die vertikalen Kräfte erzeugten an speziellen horizontal gelagerten Federstahlstäben (in jeder Ecke war ein Stab) proportional zur Kraftkomponente Biegungen, die über Dehnungsmessstreifen in elektrische Signale transformiert wurden<sup>5</sup>. Die elektrischen Signale waren über ein Galvanometer sichtbar gemacht und dies wurde für die spätere Datenauswertung photographisch abgetastet (Whitney, 1958).

Murray (1967) verwendet einen ähnlichen Ansatz (Murray, 1967). Das Messgerät bestand aus drei übereinanderliegenden Plattformen (zwei dreieckige und eine rechteckige). Die dreieckig geformten Platten waren jeweils an einer Seite über eine Achse, am gegenüberliegenden Eckpunkt jedoch fest verbunden. Die Achsen der beiden unteren Plattformen waren rechtwinklig zueinander platziert, sodass über Kraftsensoren, die an der festen Position integriert waren, die Drehmomente in anterior-posteriore und in medial-laterale Richtung gemessen werden konnten. Die oberste rechteckige Plattform gab Auskunft über die vertikale Bodenreaktionskraft (Murray, 1967).

Hier soll der historische Rückblick auf die Entwicklungen beendet werden und es wird nachfolgend die moderne Variante der Erfassung der Körperschwerpunkt-Oszillationen vorgestellt.

---

<sup>5</sup> Zur Erfassung der Spannungsänderungen auf Grund der Biegungen, folgte die Anordnung der Messstreifen einer Wheatstone Brücke (Charles Wheatstone 1802-1875, Physiker).



### 2.1.2 Center of Pressure Messungen via Kraftmessplatte

Die aktuell üblichste und häufigste Methode zur Bestimmung der Körperschwerpunktflektuationen stellt die Verwendung einer computergestützten Apparatur mit Kraftmessplatte dar (Posturographie) (Nashner et al., 1982, Diener et al., 1984a, Prieto et al., 1996). Seit der verbreiteten Nutzung der Personal Computer in den späten 70er Jahren des 20. Jahrhunderts und der darauf folgenden Technisierung ist unlängst eine regelrechte Kommerzialisierung von Messapparaturen entstanden (Duarte & Freitas, 2010). Prinzipiell verläuft die Messung stets nach folgender Grundlage.

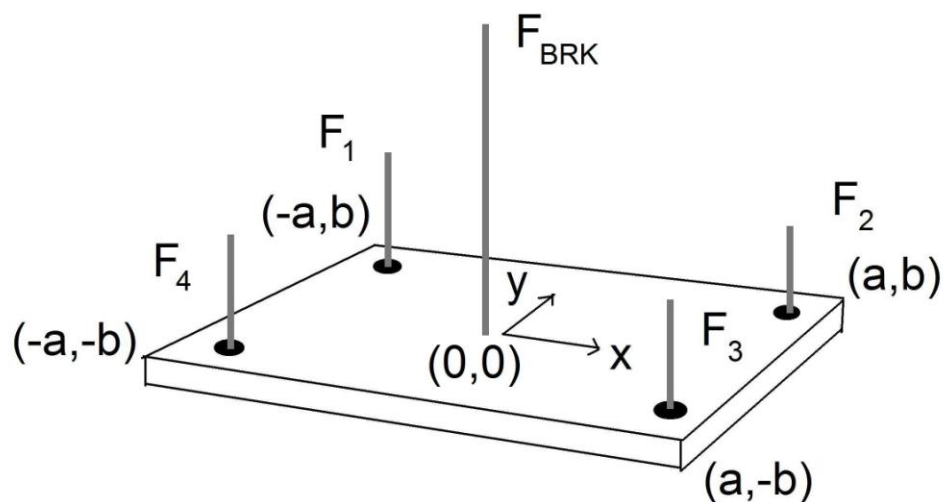
Die Idee besteht darin, über Kraftaufnehmer, die in der Apparatur einfach-erweise rechteckig angeordnet sind, einen Schätzer für den Körperschwerpunkt zu erhalten. Bezeichnet man mit  $F_1, F_2, F_3, F_4$  die gemessenen Kräfte der Sensoren und mit  $(\pm a, \pm b)$  die Koordinaten der Sensororte relativ zum festgelegten Koordinatenursprung, so lassen sich analog zu **Abbildung 2.1** über folgende Formeln (e.g. Borg, 2002) die Koordinaten  $(x, y)$  der vertikalen Projektion des CoM eines starren Objektes auf die Unterstüztungsfläche berechnen (bezeichnet mit CoG, center of gravity)<sup>6</sup>:

$$x = a \cdot \frac{F_2 + F_3 - (F_1 + F_4)}{F_1 + F_2 + F_3 + F_4}$$

$$y = b \cdot \frac{F_1 + F_2 - (F_3 + F_4)}{F_1 + F_2 + F_3 + F_4}$$

Die Rechnung ist intuitiv sofort einsichtig. Im Zähler wird die Differenz zwischen den Seitenkräften gebildet. Dividiert durch die Gesamtkraft, ergibt sich ein Gewichtungsfaktor, der die Position in Richtung  $x$  bzw.  $y$  anzeigt. Da bei dieser Anordnung drei Resultierende festgehalten werden (die Länge der vertikal wirkenden Komponente des Bodenreaktionskraftvektors, beide Koordinaten des Angriffspunktes dieses Vektors), spricht man auch von Kraftmessplatten mit drei Komponenten (Duarte & Freitas, 2010). Daneben existieren sehr viel aufwändigere Geräte, die sechs Resultierende aufweisen (alle Komponenten des Bodenreaktionskraftvektors - vertikal, zwei orthogonale horizontale Komponenten - und die zusätzlichen korrespondierenden Drehmomente in diese Richtun-

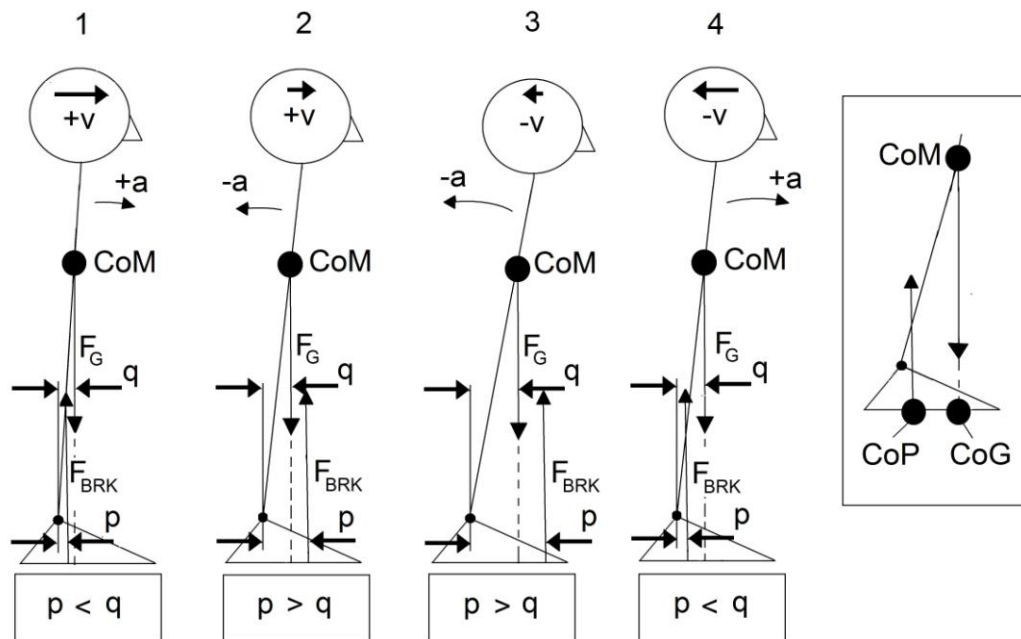
<sup>6</sup> In der älteren engl. sprachigen Literatur existiert hier leider keine einheitliche Begriffsbestimmung.



**Abbildung 2.1** Schematische Darstellung zur Funktionsweise einer Kraftmessplatte (drei Komponenten). Die vier Kraftaufnehmer befinden sich an den Koordinaten  $(\pm a, \pm b)$ . Beispielsweise wirkt die Kraft  $F_1$  des ersten Sensors vertikal am Ort  $(-a, b)$ , dargestellt durch einen senkrechten grauen Balken. Der Nullpunkt  $(0, 0)$  ist hier in der Mitte der Kraftmessplatte. Die Kraft  $F_{BRK}$  stellt den resultierenden Bodenreaktionskraftvektor dar. Seine Höhe ist durch die Summe von  $F_1, F_2, F_3$  und  $F_4$  gegeben.

gen) (Duarte & Freitas, 2010).

Betrachtet man fortan nicht eine starre Masse, sondern die lebende Masse einer ruhig stehenden Person, so ergeben sich einige nicht-triviale Folgerungen. Wie korrekterweise von Murray et al. (1967) ausgeführt, messen die Kraftaufnehmer nicht nur die Gewichtskraft  $F_G$  der Masse  $m$  (nach dem zweiten Newtonschen Axiom ist  $F_G = m \cdot g$ , mit  $g = 9,81 m/s^2$ ), komponentenweise aufgeteilt auf die vier Sensoren, sondern zudem die vertikalen Komponenten derjenigen Kräfte, die nötig sind, um die Körperschwerpunktflektuationen zu kontrollieren (Murray et al., 1967). Dies impliziert, dass bei der Messung mit Hilfe einer Kraftmessplatte über die zuvor beschriebenen Formeln nicht der CoG erfasst wird, sondern ein Parameter, der als „center of pressure“ (CoP) bezeichnet wird (Winter et al., 1990, Winter, 1995). Der CoP kann somit als derjenige Punkt definiert werden, an dem der Bodenreaktionskraftvektor, als Summe aller Kräfte zwischen dem menschlichen Körper und der Unterstütsungsfläche, ansetzt. Aus dynamischen Gründen muss der CoP den CoG stets überschätzen und weist neben der größeren Amplitude auch vermehrt Anteile in höheren Frequenzbereichen auf (Thomas & Whitney, 1959, Winter et al., 1990, Winter, 1995).



**Abbildung 2.2** Vier mögliche Momentenaufnahmen und biomechanische Betrachtung des einfachen inversen Pendelmodells. Erklärungen dazu finden sich im Text. Ferner ist eine Kenntlichmachung der Begriffe Center of Mass (CoM), Center of Gravity (CoG) und Center of Pressure (CoP) verdeutlicht. (Abbildung modifiziert und erweitert nach [Winter, 1995](#)).

Der Unterschied zwischen CoM, CoG und CoP soll nochmals anhand der **Abbildung 2.2** verdeutlicht werden. Analog zu den Ausführungen von Winter (1995) werden hier Momentenaufnahmen bei der Körperschwankung beschrieben ([Winter, 1990](#), [Winter 1995](#)). Das hier verwendete Modell bezeichnet man als einfaches inverses Pendel ([Winter, 1995](#)). Es ist auf den simpelsten Fall herunter gebrochen, veranschaulicht jedoch auf elegante Art und Weise, was unter dem Begriff dynamisches Gleichgewicht zu verstehen ist. Zur Vereinfachung wird nur die Bewegung in anterior-posterior Richtung, die über eine Achse (z.B. Scharniergelenk) verläuft, betrachtet (i.e. Sagittalebene). Natürlich ist dies ein hypothetisches Gelenk, das in dieser idealisierten Form im menschlichen Bewegungsapparat nicht zu finden ist<sup>7</sup> (vgl. [Tittel, 2003](#)). Die Gewichtskraft  $F_G$  der Person erzeugt mit dem Hebelarm  $q$  am hypothetischen Gelenk ein im Uhrzeigersinn gerichtetes Drehmoment, wohingegen die Bodenreaktionskraft  $F_{BRK}$  ein entgegengesetztes Drehmoment generiert. Da beim ruhigen Stehen  $F_G$  approxi-

<sup>7</sup> Das obere Sprunggelenk ist kein reines Scharniergelenk. Es ist zwar in der Lateralansicht annähernd kreisförmig, aber in der medialen Ansicht ist es ventral stärker als dorsal ausgeprägt.

mativ<sup>8</sup> gleich  $F_{BRK}$  ist, kommt es also nur darauf an, welcher Hebelarm länger ist. Ist  $p < q$ , so resultiert ein Drehmoment im Uhrzeigersinn, und daraus eine Beschleunigung  $+a$ . Ist  $p > q$ , so ist der Prozess vice versa zu verstehen. Der CoM befindet sich als konzentrierter Massenpunkt beim aufrechten Stehen im Körper selbst. Die senkrechte Projektion ausgehend vom CoM auf die Unterstützungsfläche führt zum CoG. Bewegt sich der CoM nach anterior, so bewegt sich der CoG in gleichem Maße in die gleiche Richtung. Der CoP ist hiervon relativ unabhängig. Er subsummiert neben der Gewichtskraft des Körpers zudem an der Unterstützungsfläche stattfindende Kräfte, die aus den physiologischen Prozessen zur Aufrechterhaltung des Gleichgewichts bestehen. Annahmegemäß, erfährt der Körper im ersten Zeitpunkt in **Abbildung 2.2** eine nach vorne gerichtete Geschwindigkeit. Da der CoP hinter dem CoG liegt ist zudem eine Beschleunigung  $+a$  zu verzeichnen. Der Körper wird also zusätzlich nach anterior beschleunigt. Im Zuge der posturalen Kontrollprozesse leitet der Organismus eine posturale Gegenreaktion ein. In dem hier geschilderten Kontext werden des Verständnisses halber diese Gegenreaktionen von muskulären Mechanismen bestimmt (ein Abriss über die aktuell angenommenen physiologischen Prozesse soll in einem späteren Abschnitt folgen). Durch eine verstärkte Kontraktion der betreffenden Muskulatur (e.g. Beugemuskulatur im Unterschenkel: *M. triceps surae*) wird ein Drehmoment nach posterior erzeugt, sodass eine rückwärtig wirkende Beschleunigung entsteht (zweite Momentaufnahme). Da hier vereinfachend angenommen wird, dass sich dieses Drehmoment nicht in Form einer zusätzlichen Kraft auf die Fussballenregion (Tori) auswirkt, verlagert sich in Folge der CoP nach anterior vor den CoG. Dies impliziert  $p > q$  und also  $-a$ . Durch die nach hinten zeigende Beschleunigung wird die anfangs noch höhere Geschwindigkeit des Körpers abgebremst. In der dritten Momentaufnahme ist die nach hinten wirkende Beschleunigung durch verstärkte Muskelkontraktion erhöht worden. Es ist bereits eine Konterbewegung des Körpers zu verzeichnen, in Form einer in umgekehrte Richtung aufstrebenden Geschwindigkeit  $-v$ . Da diese Geschwindigkeit nun zu hohe Werte annimmt, wird spontan eine, nun nach vorne gerichtete Gegenreaktion induziert (Winter et al., 1990, Winter, 1995). Der CoM bzw. der projizierte CoG kann für den Körper also als die zu kontrollierende Variable angesehen werden, wohingegen der CoP als eine resultierende

---

<sup>8</sup> bis auf sehr kleine Unterschiede, da das System ja dynamisch agiert (beschleunigungsinduzierte Kräfte).

Kontrollvariable zu verstehen ist (Winter et al., 1998). Diese Erkenntnis ist entscheidend in Verbindung mit den in dieser Arbeit verbundenen Fragestellungen. Da hier der CoP stets die untersuchte Größe darstellt, kann streng genommen nicht von einer Untersuchung der Körperschwerpunktfluktuationen allein, sondern darüber hinaus von den dazugehörigen neuromuskulären Modulationen gesprochen werden. Bei der Betrachtung des CoP ergeben sich mehrere praktische und theoretische Vorteile, die einmal auf der schon beschriebenen zusätzlichen Erfassung posturaler Zusatzkräfte beruhen und zum anderen in der messtechnisch einfachen Erfassung des CoP zu suchen sind (vor allem in der schnellen Anwendung, bei e.g. der Generierung von Diagnosen). Es bleiben nun die Fragen, in wie weit der CoP erstens eine Aussage treffen kann über die tatsächlichen Körperschwerpunktfluktuationen (denn, was würde man sonst messen?) und zweitens, wenn die Körperschwankungen in adäquatem Maße abgebildet werden, *welche* Informationen *wie* im CoP noch enthalten sind, die einer wissenschaftlichen Betrachtung dienlich sein können. Es soll nun hier kurz auf die erste Frage eingegangen werden – die zweite Fragestellung bedarf weiterer und etwas umfangreicher Überlegungen, weshalb sie in einem separaten Abschnitt erneut aufgegriffen werden soll.

Błaszczyk (2008) zeigt, dass der CoM- mit dem CoP-Verlauf hinsichtlich beider Richtungen hoch korreliert (AP:  $r = 0,98 \pm 0,02$ , ML:  $r = 0,91 \pm 0,06$ ) (Błaszczyk, 2008). Demnach geht die Lage des CoM mit der CoP Position approximativ einher. Dennoch bleibt offen, welche bzw. wie viele Anteile der CoG-Bewegung in der CoP-Exkursion enthalten sind. Dies wurde biomechanisch durch Vergleichsuntersuchungen zwischen der schon kurz erwähnten modernen CoM-Erfassung über Körpersegmente (e.g. Hanavan 1964, Hatze 1980) und der simplen CoP-Erfassung mittels Kraftmessplatte eruiert.

Die adäquate kinematische Erfassung des CoM geschieht heute über die Anwendung eines anthropometrischen Modells, was den sog. „golden standard“ darstellt, und ist auch heute noch mit messtechnischem und zeitlichem Aufwand verbunden. Beispielsweise verwenden hierzu Lafond et al (2004) ein System aus 16 Infrarot-Dioden, aus deren Abtastung und Bestimmung der Lokalisation (mittels kinematographischer Verfahren) die Teilkörperschwerpunkte der Segmente bestimmt werden (Lafond et al, 2004). Als weitere Beispiele benutzen Winter et al. (1998) als auch Gage et al. (2004), sowie Błaszczyk & Klonowski (2001) 21 Dioden für die Schätzung eines 14-Segment-Modells (Winter et al.,

1998, Błaszczyk & Klonowski, 2001, Gage et al., 2004). Insgesamt kann hieraus dann durch Summation ein Schätzer für den CoM errechnet werden. Diese Summation ist alles andere als trivial, denn sie basiert auf exakten früheren Proportionsmessungen und daraus abgeleiteten Massenverteilungen der abgebildeten Körpersegmente. Lafond et al. (2004) verwenden in ihrer Untersuchung das übliche Model von Zatsiorsky & Seluyanov (1983) (Lafond et al., 2004, Zatsiorsky & Seluyanov, 1983, de Leva, 1996). Błaszczyk & Klonowski (2001) lehnen sich an das Modell von Yeadon & Morlock (1989) an (Yeadon & Morlock, 1989, Błaszczyk & Klonowski, 2001). In diesem Kontext seien aber auch andere Modelle genannt, die ihrerseits unterschiedliche Erhebungsmethoden benutzen, was das Problem zusätzlich mehrdeutig macht (e.g. Clauser et al. 1969, Chandler et al. 1975, Hanavan, 1964, Huang & Wu, 1976, Hatze, 1980, Yeadon, 1990, Mungiole & Martin, 1990).

Wie Lafond et al (2004) zeigen, besteht die Möglichkeit aus dem CoP-Verlauf mittels spezieller Verfahren (e.g. Doppel-Integrations-Technik (King & Zatsiorsky, 1997, Zatsiorsky & King, 1998, Zatsiorsky & Duarte, 2000), Tiefpassfilter-Technik (Benda et al., 1994, Caron et al., 1997)) den CoG Verlauf beim ruhigen Stehen zu approximieren (Lafond et al., 2004). Obwohl hier wiederum zwischen den beiden Verfahren kontroverse Meinungen bestehen (siehe hierzu e.g. Lafond et al., 2004, Caron, 2005), geht es im Kern darum, dass es prinzipiell möglich ist, vom CoP-Verlauf auf den CoG-Verlauf zu schließen und dies impliziert, dass im CoP-Verlauf maßgeblich (wahrscheinlich alle) Anteile der Körperschwerpunktfluktuationen (und diese in großem Umfange) enthalten sind. Baratto et al. (2002) sehen den CoP folglich als Komposition von zwei simultanen Phänomenen (Baratto et al., 2002). Zum einen enthält der CoP-Verlauf eine mechanische Komponente, welche die CoM-Oszillationen widerspiegelt. Zum anderen aber auch eine neuromotorische Komponente, die auf Grund der CoM-Fluktuationen entsteht und sich in Form von zusätzlichen Kräften auf den CoP niederschlägt. Weiterhin und analog zu der Tiefpassfilter-Technik findet man im Frequenzspektrum des CoP dann langsame Frequenzen, die vermehrt von den mechanischen CoM-Oszillationen herrühren und schnelle Frequenzanteile, die auf Grund der neuromotorischen Aktivität auftreten (Baratto et al., 2002).

Generell kann jedoch insofern Kritik an der Verwendung einer Kraftmessplatte ausgeübt werden, wenn diese *ausschließlich* zur Schätzung der Körperschwerpunktfluktuationen verwendet werden soll. Es wird in diesem Zusam-



menhang betont, dass durch kinematographische Methoden der CoM, ohne weitere im Signal befindliche Modulationen, genauer und unmittelbar beobachtbar ist (wobei es unmöglich ist, den CoM direkt zu beobachten (e.g. Morasso et al., 1999)). Da vom CoM angenommen wird, dass dieser derjenige Parameter ist, der *direkt* vom ZNS kontrolliert wird, werden die posturalen Kontrollmechanismen und dessen Strategien auch in einem anderen Sinne durch kinematographische Verfahren abgebildet (e.g. Corazza & Andriacchi, 2009). Demnach dient die Erfassung des CoP stets der Fragestellung, welche neuromotorischen Kräfte - gemessen durch den CoP - durch die Körperschwerpunktfluktuationen induziert werden und was der Effekt der posturalen Strategie ist. „*Since CoP is a measure of whole body dynamics, it represents the summed up effect of a number of different neuromuscular components*“ (Błaszczyk, 2008, S. 2).

### 2.1.3 Das Stehen als Multi Joint Koordination

Analog zu dem illustrierten Beispiel und den Ausführungen des vorherigen Abschnittes ist es unlängst noch üblich, das ruhige aufrechte Stehen als einfaches inverses Pendelmodell (engl. single inverted pendulum model) zu beschreiben (Fitzpatrick et al., 1992a, Fitzpatrick et al., 1994, Fitzpatrick, 2003, Winter et al., 1998, Winter et al., 2001, Gage, 2004, Gatev et al., 1999, Jeka et al., 1998, Loram et al., 2001, Loram & Lakie, 2002a, Peterka, 2000, Peterka, 2002, Masani et al., 2003, Masani et al., 2006, Masani et al., 2008, van Soest & Rozendaal 2008). Aus dieser Veranschaulichung, die erstmals von Gurfinkel & Osevets (1972) theoretisch dokumentiert ist (Gurfinkel & Osevets 1972 in Fitzpatrick, 1992a), ergaben sich unterschiedliche Thesen bezüglich der posturalen Kontrollprozesse, auf die im nächsten Abschnitt eingegangen wird. Bevor diese Kontrollprozesse angesprochen werden, soll eine kurze kritische Auseinandersetzung mit dem einfachen inversen Pendelmodell erfolgen, da dieses oftmals als Ausgangspunkt verwendet wird, um die internen physiologischen Mechanismen zur Aufrechterhaltung des Gleichgewichts zu deklarieren.

Im inversen Pendelmodell wird vornehmlich die dorsale Plantarflexionsmuskulatur (vor allem der M. triceps surae, bzw. beide Köpfe des M. gastrocnemius und der M. soleus) einbezogen. Dies liegt daran, dass schon lange bekannt ist, dass der CoG in der Sagitalebene vor (anterior) dem Sprunggelenk liegt (e.g. Smith, 1957, Steinhausen, 1930). Diese Konstellation generiert ein

ständiges Drehmoment (engl. toppling torque), das der Gravitation geschuldet ist und den Körper unter der Annahme der inversen Pendelmechanik nach vorne fallen lassen würde (Loram et al., 2004), wenn keine posturalen Gegenmaßnahmen getroffen würden.

Nachfolgend soll demonstriert werden, wie von der modellhaften Beschreibung eines einfachen inversen Pendels auf biomechanische Gesetzmäßigkeiten des stehenden Menschen geschlossen werden kann und schlussendlich daraus Angaben über neuromechanische Interaktionen gemacht werden können. Mit Hilfe der mechanischen Physik lässt sich aus dem einfachen inversen Pendelmodell beispielsweise folgende (noch inhaltlich formulierte) Gleichung voraussagen (e.g. Winter et al., 1998, Baratto et al. 2002):

*Beschleunigung des COM = Differenz aus COP-Ort und COM-Ort in der Sagittalebene skaliert um einen (individuellen) Faktor.*

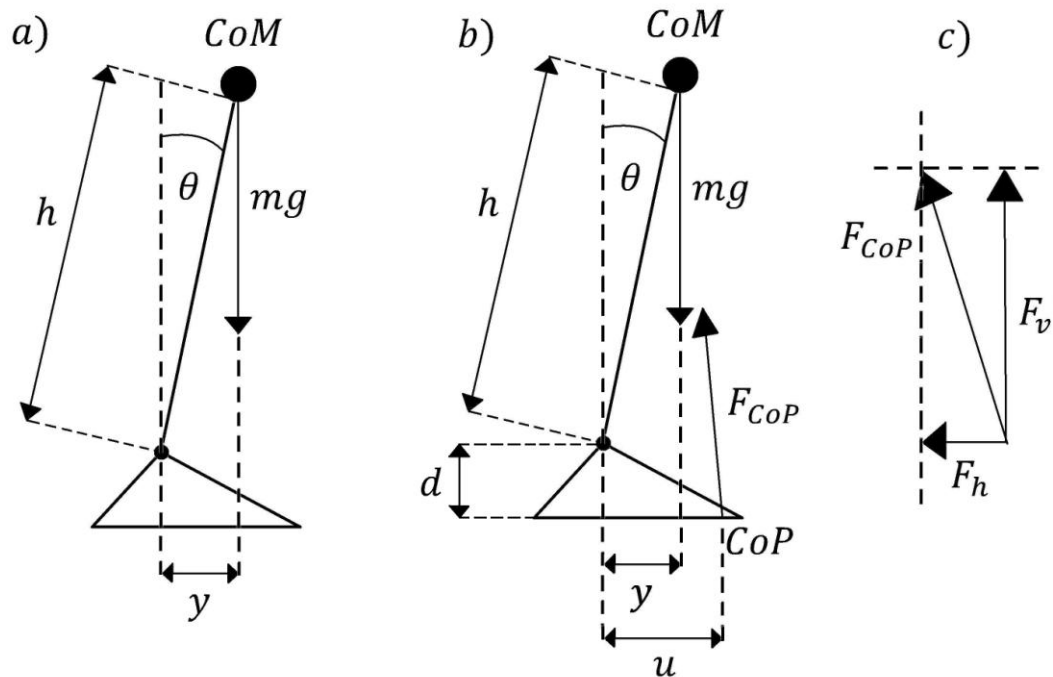
Diese (Differential-) Gleichung soll nachfolgend hergeleitet werden. Es soll zuerst der Fall betrachtet werden, indem lediglich der Parameter  $h$  als der Abstand zwischen COM und Drehachse, die Masse  $m$  des Pendels (Körpermasse abzüglich der Masse unterhalb des Drehpunktes, also der Füße) und die Winkelabweichung  $\theta$  von der Vertikalen in die Untersuchung einfließen (**Abbildung 2.3a**). In diesem Fall, in dem noch keine Regulationsmechanismen, die sich in Form eines COP niederschlagen, berücksichtigt sind, müssen für das Equilibrium des inversen Pendels die am Drehpunkt wirkenden Drehmomente ausgeglichen sein: Erstens

$$\tau_K = I \cdot \ddot{\theta}$$

bezeichnet das (Konter-) Drehmoment, das sich aus dem Trägheitsmoment  $I$  und der Winkelbeschleunigung  $\ddot{\theta}$  ergibt und zweitens

$$\tau_T = m \cdot g \cdot h \cdot \sin(\theta)$$





**Abbildung 2.3** Biomechanische Analyse des inversen Pendelmodells. a) Darstellung eines einfachen inversen Pendels. Das Modell ist durch wenige Parameter vollständig beschreibbar. b) Darstellung eines einfachen inversen Pendels unter Berücksichtigung des Center of Pressure. Die Berechnung kann nun durch die Einführung weiterer Parameter erfolgen. c) Bodenreaktionskraft  $F_{CoP}$ . Die Bodenreaktionskraft ist die vektorielle Summe aus der vertikalen und horizontalen Kraftkomponente (Abbildung modifiziert und erweitert nach [Morasso et al., 1999](#)).

ist das Drehmoment, was vorher unter dem Begriff „toppling torque“ versinnbildlicht wurde. Der Term  $h \cdot \sin(\theta) = y$  kann aus geometrischen Gründen als der horizontale Abstand (als Hebelarm für die nach unten gerichtete Gewichtskraft) von Drehachse und CoM angesehen werden (vgl. **Abbildung 2.3a**). Für den menschlichen Körper beim ruhigen Stehen kann folgende Kleinwinkelnäherung vorgenommen werden:  $\sin(\theta) \approx \theta$ , da die durchschnittliche Winkelabweichung ca. 0,1Grad zur Vertikalen ausmacht ([Loram et al., 2005b](#), [Loram et al., 2009a](#)). Der Ausdruck  $m \cdot g \cdot h$  ist als kritischer Wert bekannt: *It „ [...] is the minimum value of ankle stiffness that could stabilize the standing posture with a stable tonic activity of the ankle muscles“* ([Baratto et al., 2002, S. 250](#)). Durch Gleichsetzen der Ausdrücke ergibt sich

$$I \cdot \ddot{\theta} = mgh \cdot \theta$$

und durch die Relation  $I = mh^2$  die Differentialgleichung (Äquilibrium-

gleichung des inversen Pendels)

$$\ddot{\theta} \cdot h - g \cdot \theta = 0$$

Nun soll der Sachverhalt auf den Fall erweitert werden, dass messbare Bodenreaktionskräfte aufgrund von posturalen Reaktionen entstehen (**Abbildung 2.3b**). Analog zu den soeben hergeleiteten Gleichungen ergibt sich eine Äquilibriumsgleichung:

$$\tau_K + F_h d + F_v u = 0$$

wobei  $\tau_K$  erneut als das Konterdrehmoment oder auch als das motorische Drehmoment (bezogen auf die aktiven und passiven Eigenschaften der Muskeln, die am Sprunggelenk wirken) bezeichnet werden kann ([Baratto et al., 2002](#)). Die Drehmomente  $F_h d$  und  $F_v u$  ergeben sich jeweils aus der horizontalen ( $F_h$ ) und vertikalen Bodenreaktionskraft ( $F_v$ ) mit den jeweiligen Hebelarmen  $d$  (Abstand von der Drehachse zur Standfläche) und  $u$  (horizontaler Abstand von Drehachse zum Ansatzpunkt der Bodenreaktionskraft). Desweiteren ist hier die Bodenreaktionskraft als vektorielle Summe der Komponenten aufzufassen:  $F_{CoP} = F_v + F_h$  (**Abbildung 2.3c**). Man beachte, dass der Abstand  $u$  den Ort der Bodenreaktionskraft definiert und damit den anterior-posterioren Abstandswert des CoP darstellt. Im ruhigen Stehen kann  $F_h = 0$  gesetzt werden, da der absolute Wert von  $F_h$  im Mittel kleiner als  $1N$  beträgt ([Winter et al., 1998](#)). Somit ist die vertikale Bodenreaktionskraft  $F_v \approx mg$  sehr genau mit der Körpergewichtskraft gleichzusetzen. Stellt man die Gleichung dann nach  $u$  um und berücksichtigt, dass  $u$  sowie  $\tau_K$  Funktionen in Abhängigkeit der Zeit sind, ergibt sich:

$$u(t) = -\frac{1}{F_v} \tau_K(t) = -\frac{1}{mg} \tau_K(t)$$

Dies zeigt den linearen Charakter zwischen CoP-Lokalisation und Sprunggelenksmechanik.

Das Gesamtdrehmoment kann ebenso durch das durch den „toppling torque“ erzeugte Drehmoment beschrieben werden. Nun soll der zuvor noch inhaltliche Zusammenhang zwischen CoM und CoP hergestellt werden. Mit  $y$  wird der ho-

rizontale Abstand zwischen Drehachse und CoM (bzw. CoG) bezeichnet. Wie Baratto et al. (2002) in einer Fußnote angeben, ist das Gesamtdrehmoment  $(\tau_K + mg \cdot y)$  gleich zu dem Ausdruck  $(I \cdot \ddot{\theta})$  (Baratto et al., 2002, siehe auch: Morasso et al., 1999, Masani et al., 2003, Qu et al., 2007, Bottaro et al., 2008). Daraus folgt durch Umstellen und Einsetzen in die Gleichung:

$$u = -\frac{1}{mg}(I \cdot \ddot{\theta} - mgy),$$

beziehungsweise

$$\ddot{\theta} = \frac{mg}{I}(y - u)$$

(e.g. Baratto et al., 2002, Duarte et al., 2011). Weiterhin kann nun die einfache Relation  $\ddot{\theta} = \frac{\ddot{y}}{h}$  zwischen Winkelbeschleunigung und CoM-Beschleunigung herangezogen werden, um auf die Gleichung

$$\ddot{y} = \frac{mgh}{I}(y - u) = k(y - u)$$

zu kommen. In Worten beschreibt sie den Zusammenhang zwischen der Beschleunigung des CoM (als zweifache Ableitung der CoM-Position nach der Zeit) auf der einen Seite und der Differenz zwischen den Lokalisationen des CoM und CoP, welche mit einem Faktor  $(k = \frac{mgh}{I})$  verrechnet wird, auf der anderen Seite – diese Gleichung wurde anfangs verlangt und hier nun elementar hergeleitet. Einige Anmerkungen zu dem (individuellen) Faktor  $k$  seien angebracht. Der Wert hängt von individuellen Parametern der jeweiligen Untersuchungsperson ab – der Gewichtskraft  $mg$ , der CoM-Abstand  $h = 0,9 \dots 1 [m]$ , das Trägheitsmoment um das Sprunggelenk  $I$ . In der Literatur werden für  $k$  unterschiedliche Werte angegeben. Aus den Angaben von Günther et al. (2011) folgt, dass  $I = mh^2 + I_{CoM}$ , wobei  $I_{CoM}$  das Trägheitsmoment um den CoM darstellt und von den Autoren derart behandelt wird:  $I_{CoM} = \frac{1}{5}mh^2$  (Günther et al., 2011). Dies führt zu einem Gesamtdrehmoment von  $I = \frac{6}{5}mh^2$ , folglich zu einem k-Wert von

$k \approx 8,18 \left[ \frac{1}{s^2} \right]$ . Baratto et al. (2002) sehen den Faktor bei  $k \approx 7 \left[ \frac{1}{s^2} \right]$  (Baratto et al., 2002).

Neben dieser interessanten Beziehung zwischen CoM- und CoP-Bewegung können, auf diesen Ausführungen aufbauend, neue, die Neuromechanik betreffende, Theorien (posturale Kontrolle) aufgestellt werden. Beispielsweise gründen Bottaro et al. (2008) ihre Thesen über die intermittierende „bounded“ Kontrolle – ein essentielles Gebiet der aktuellen Motorikforschung – auf daraus abgeleitete Annahmen (Bottaro et al., 2008). So unterteilen die Autoren das Drehmoment ( $mg \cdot y$ ), was explizit der Ausgangspunkt für unsere Herleitung war, in einen muskulären Anteil (engl. ankle muscle torque) und einen Anteil, der von (stochastischem) Rauschen bestimmt wird (engl. noise torque). Das muskulär induzierte Drehmoment wird dann zum Aufbau der Theorie in drei weitere Komponenten aufgetrennt (Drehmoment aufgrund des mechanischen Widerstands, Drehmoment mit tonischer Aktivität, und ein Drehmoment mit phasischer Aktivität – letzteres als Kern für die intermittierende Kontrolle, die später tragendes Thema sein wird) (Bottaro et al., 2008).

Das einfache inverse Pendelmodell ist Paradigma der früheren und aktuellen Forschung des ruhigen aufrechten Stehens, wie an unzähligen Beispielen festgemacht werden kann (e.g. Kiemel et al., 2002, Masani et al., 2003, Mergner et al., 2003, Gage et al., 2004, Kiemel et al., 2006, Masani et al., 2006, Mergner, 2007, Qu et al., 2007, Bottaro et al., 2008, Schwaigart & Mergner, 2008, Kowalczyk et al., 2012, Masani et al., 2013).

Verschiedene Gründe sind verantwortlich, weshalb das Modell seither jedoch mehrere Verbesserungen und Kritikpunkte erfahren hat (e.g. Günther et al., 2009, Günther et al., 2011, Suzuki et al., 2012). Günther et al. (2011) beispielsweise demonstrieren durch ein Experiment, dass der Ansatz eines einfachen inversen Pendels die Dynamik der Körperschwerpunktfluktuationen nicht repräsentieren kann, da nach ihren Aussagen drei spezielle physikalische Eigenschaften (i.e. lokale Kinematik und Kinetik, Korrelation zwischen Schenkelwinkel und Winkel des CoM, CoM Beschleunigung und Differenz zwischen CoM und CoP) nicht zutreffend sind und führen gleichzeitig ein mehrgelenkiges inverses Pendel ein (Günther et al., 2011). Ein Kriterium zum Beispiel testete die vom einfachen inversen Pendel vorhergesagte Gleichheit zwischen der CoM Beschleunigung und der Differenz zwischen CoM und CoP Bewegung. Im Mittel war jedoch die CoM Beschleunigung um 50% niedriger, was der Vorhersage des

einfachen inversen Pendels widersprach (Günther et al., 2011).

Die Generalisierung des einfachen Modells auf mehrere Gelenke lässt sich auch durch ein weiteres Phänomen begründen. Es ist bekannt, dass Stehen (in der dynamische Posturographie, in der Perturbationsreize appliziert werden) nicht nur über die Sprunggelenke (engl. ankle strategy), sondern auch über die Knie- und Hüftmechanik (engl. hip-strategy) erfolgt (Nashner & McCollum, 1985, Horak & Nashner, 1986). So zeigen zum Beispiel Runge et al. (1999), dass sich nach verstärkten Plattformperturbationen (höhere Geschwindigkeiten) posturale Antworten entwickeln, die verstärkt Drehmomente in der Hüfte generieren (Runge et al., 1999). Dabei sind die beiden Phänomene nicht als getrennt voneinander, sondern nach Horak et al. (1997) als Extreme in einem Kontinuum von Übergangsformen zu betrachten, was sich in der Begriffsbildung der „Mixed Strategies“ äußert (e.g. Horak et al., 1997). Die Hypothese, dass separate Strategien oder hybride Formen zentral vorliegen, wird durch Experimente abgeschwächt, in denen mindestens drei simultane Modi als Kompensationsmechanismen gefunden wurden (Alexandrov, 2001a, Alexandrov, 2001b, Alexandrov, 2005) Allerdings gibt es sehr wenige Informationen in der Literatur bezüglich dieser Strategien im Bereich des ruhigen Stehens (Krishnamoorthy et al., 2005).

Es ist heute im Allgemeinen anerkannt, dass das aufrechte ruhige Stehen nicht ausschließlich über das Sprunggelenk abläuft, wie es ein inverses Pendelmodell aber vorgibt, sondern dass der Prozess multisegmental geschieht (e.g. Loram & Lakie, 2002b, Krishnamoorthy et al., 2005, Hsu et al. 2007, Günther et al., 2009). Dennoch ist der aktuelle Standard die Modellierung eines inversen Pendels, d.h. eine Vernachlässigung der Aktivitäten in anderen Gelenken als im Sprunggelenk (e.g. Günther et al., 2011). Dies ist wahrscheinlich auf die Tatsache zurückzuführen, dass vor allem die ingenieurwissenschaftliche Erforschung der „posturalen Kontrolle“ in der Robotik (Erfindung von Robotern, die über eine autogene Gleichgewichtsregulation verfügen) auf Vereinfachungen des Systems angewiesen ist und dabei die physiologischen Kontrollmechanismen in den Hintergrund rücken. Weiterhin basieren diese Modelle auf mathematisch-physikalischen Ansätzen, die für sich genommen an Eleganz und Anwendbarkeit kaum übertroffen werden können (wie die zuvor beschriebene Differentialgleichung des inversen Pendelmodells), und demnach von Motorikforschern gerne übernommen und erweitert werden. Dies äußert sich besonders treffend im folgenden Zitat: *“There appears to be a discrepancy between the diversity and*

*complexity of human postural behaviour on one hand and the simplistic engineering systems approaches by which researchers try to model this behaviour on the other hand'* (Schwaigart & Mergner, 2008, S. 652).

Es sollen weitere Evidenzen für eine multisegmentale Kontrolle angeführt werden. Bardy et al. (1999, 2002) haben in ihren Experimenten im aufrechten Stehen zwei, die Sprunggelenk- und Hüftgelenkmechanik betreffende Mechanismen gefunden, welche das ruhige Stehen dominieren sollen: Eine Phase, in der die Gelenke in einer Linie agieren (Inphase,  $<1\text{Hz}$ ), und eine Phase, in der sie eine unterschiedliche Richtung einnehmen (Antiphase,  $>1\text{Hz}$ ) (Bardy et al., 1999, Bardy et al., 2002). Nach neueren Erkenntnissen liegen diese Phasen nicht als einzelne Phänomene im Sinne der zuvor bezeichneten posturalen Strategien vor, sondern sind simultan koexistierende Strategien, die je nach äußeren Einflüssen und biomechanischen Gegebenheiten in ihrer Stärke eingestellt werden können (Creath et al., 2005, Zhang et al., 2007). Diese Ansicht kann durch elektromyographische Untersuchungen beim ruhigen Stehen untermauert werden (Saffer et al., 2008). Die Autoren verzeichnen Inphasen- und Antiphasenbeteiligungen je nach Schwankungsfrequenz (Saffer et al., 2008).

Die größeren Gelenke scheinen im ruhigen Stehen in ihrer longitudinalen Anordnung Richtung cranial sogar gleichermaßen beteiligt zu sein (Hsu et al. 2007, Scholz et al., 2012). Diese Behauptung konnte unlängst von Hsu et al. (2007) mit dem Ansatz der „Uncontrolled Manifold Hypothese“ (Scholz & Schöner, 1999) bekräftigt werden (Hsu et al. 2007). Mittels dieser Methode kann die Koordination der einzelnen Segmente zueinander untersucht werden. Die Autoren zeigen, dass bei einem multisegmentierten Aufbau, wie dem menschlichen Körper und entgegen einem einfachen oder gar einem doppelten inversen Pendelmodell, die Varianzen der involvierten Gelenke sich derart verhalten, dass der CoM (als Kontrollvariable) möglichst wenig schwankt (Hsu et al. 2007, Scholz et al., 2012). Somit sind die auftretenden Fluktuationen der Einzelgelenke essentiell (i.e. gute Variabilität), um die Gesamtschwankung zu minimieren.

#### 2.1.4 Posturale Kontrolle - ein Konglomerat aus Kontroversen

Da es sich beim posturalen Kontrollsystem um ein äußerst komplexes und dynamisches System handelt, ist die Literatur diesbezüglich teilweise sehr verworren. Eine Aufarbeitung älterer Forschungen verbunden mit aktuellen The-

sen soll die Thematik etwas transparenter gestalten.

Die posturale Kontrolle ist in der Literatur sehr eindringlich untersucht. Schon seit den ersten Erkenntnissen von z.B. Vierordt (1862) ist bekannt, dass Benachrichtigungsinstanzen für die Aufrechterhaltung des Gleichgewichts vorliegen müssen, die über die Lage unseres Körpers und deren Segmente im Raum informieren (Vierordt, 1862). Hierbei sei vor allem das Gesamtwerk von Sherrington<sup>9</sup> (1920) erwähnt, in welchem der Begriff Propriozeption erstmals im Hinblick auf neuronale Reizweiterleitung und Körperwahrnehmung eingeführt wurde (Sherrington, 1920). Obwohl der Prozess der posturalen Kontrolle nun schon seit mehr als 100 Jahren im Fokus der Bewegungswissenschaft steht, sind die Erkenntnisse über die posturalen neuronalen Netzwerke (in höheren Säugetieren und damit auch im Menschen) bis heute äußerst spärlich (Deliagina et al., 2012). Nachfolgend wird ein Versuch unternommen, aktuelle Theorien und Kontroversen der posturalen Kontrollmechanismen zu beschreiben.

Mit der Etablierung der sog. Mixed Approaches in den Bewegungswissenschaften der 80er Jahre, die für die Modellierung der Motorik neben der Integration sensorischer Informationen während einer Bewegung (Closed-Loop Theorien), ebenso das Aufrufen von zentral gespeicherten Programmen (Open-Loop Theorien) involvierten, wie es beispielsweise in der Schema-Theorie nach Schmidt (Schmidt, 1975, Newell, 1991) propagiert wird, wurde auch im System der posturalen Kontrolle eine Beteiligung von offenen und geschlossenen Kreisläufen angenommen (e.g. Massion, 1994). Nachfolgend wird der Begriff Closed-Loop mit Feedback (im Sinne eines Rückkopplungsmechanismus) und Open-Loop mit Feedforward (in dem Sinne, dass keine Rückkopplung stattfindet) gleichgesetzt, auch wenn gerade der Begriff Open-Loop von Feedforward in der Kontrolltheorie abgegrenzt wird. Collins & De Luca (1993) entdecken durch eine neuartige Analysemethode (i.e. Stabileogramm-Diffusion-Analyse, eine Random-Walk-Analyse) ein Phänomen, welches sie dahingehend deuten, dass Personen beim ruhigen Stehen sich zweier verschiedener neuromuskulärer Mechanismen bedienen (Collins & De Luca, 1993). Das Analyseverfahren kann innerhalb verschiedener Zeitskalen (oder auch Zeitabschnitte) die Bewegung des CoP quantifizieren. Sind zwei in der Zeitskala befindliche CoP-Bewegungen korreliert (zei-

---

<sup>9</sup> CS Sherrington (1857-1952, Neurophysiologe) legte mit seinen Untersuchungen über Neuronen den Grundstein für die moderne Forschung der Neurophysiologie. Insbesondere für die Funktionsweise der Neurone (Synapse) erhielt er 1932 mit ED Adrian (1889-1977, Physiologe) den Nobelpreis für „Physiologie oder Medizin“.



gen sie also in dieselbe Richtung), so bezeichnet man sie als persistent. Andererseits, sind zwei Bewegungen negativ korreliert, so sagt man dazu anti-persistent. Es existieren folglich zwei verschiedene Kontrollprozesse auf unterschiedlichen Zeitskalen. Die Autoren interpretieren ihre Ergebnisse derart, dass innerhalb kleiner Zeitintervalle ( $t < 1s$ ) der CoP-Bewegung Open-Loop-Mechanismen und innerhalb längerer Zeiträume Closed-Loop-Prozesse zum Tragen kommen. Das posturale Kontrollsystem lässt dem Organismus so lange die Freiheit, Bewegung und damit Variabilität zuzulassen, bis ein spezifischer Schwellenwert überschritten wird. Der Organismus erlaubt sich folglich ein gewisses Maß an Ungenauigkeit, bevor er dann durch Feedback-Prozesse einschreiten muss (Collins & De Luca, 1993, Collins & De Luca, 1994, Collins & De Luca, 1995, Collins et al., 1995). Jedoch bleibt die Annahme, dass aus diesen Resultaten Open-Loop- sowie Closed-Loop-Prozesse erklärbar sind, etwas spekulativ (e.g. Newell et al., 1997b). Eine ähnliche CoP-Zerlegung in unterschiedliche Komponenten und eine etwas abweichende Interpretation werden von Zatsiorsky & Duarte (1999, 2000) vorgestellt (Zatsiorsky & Duarte, 1999, Zatsiorsky & Duarte, 2000). Die Autoren zeigen, dass beim längeren „unconstrained“<sup>10</sup> Stehen über 30 Minuten in den CoP-Trajektorien zwei verschiedene Mechanismen wirken: 1. Eine niederfrequente Komponente, welche mit einer langsamen Bewegung eines Referenzpunktes (auch Attraktor) assoziiert ist („rambling“) und 2. schnellere Oszillationen, die sich um den Referenzpunkt bewegen („trembling“) (Zatsiorsky & Duarte, 1999, Zatsiorsky & Duarte, 2000). Rambling soll dabei eher die supraspinale Beteiligung am Kontrollprozess darstellen, wohingegen Trembling eher durch die peripheren und spinalen Reflexmuster repräsentiert ist (Latash, 2011). In neuerer Zeit greifen Chagdes et al. (2009) die Hypothesen von unterschiedlichen Zeitskalen im CoP-Verlauf auf (Chagdes et al., 2009). Sie zerlegten die CoP-Zeitreihen mittels diskreter Wavelet-Transformation in verschiedene Zeitskalen. Die Ergebnisse zeigen, dass der CoP-Verlauf keine dominante Frequenz aufweist, wobei im niederfrequenten Bereich die größte Energie mit einer Abnahme dieser in höherfrequenten Bereichen zu verzeichnen war. Diese schon früher beschriebene Morphologie der Zeitreihe im Frequenzbereich (e.g. Duarte & Zatsiorsky, 2001) zeigt nach den Autoren den kontinuierlichen Übergang zwischen den Fre-

---

<sup>10</sup> Der Begriff „unconstrained“ bezieht sich hier darauf, dass die Probanden uneingeschränkt, je nach ihrem eigenen Komfort stehen konnten. Sie konnten folglich ihre Position nach Belieben ändern.



quenzbereichen verschiedener Kontrollprozesse. Zusätzlich änderten sich die Energien in den Frequenzbändern je nach dem, ob bestimmte afferente Inputs modifiziert wurden. Beim Schließen der Augen war eine Abnahme der Energie im niederfrequenten Bereich zu verzeichnen, wohingegen während einer kognitiven Zusatzaufgabe (Dual-Task-Paradigma) gleiches im höherfrequenten Bereich geschah. Gleichzeitig ging mit einer Abnahme eines spezifischen Frequenzbereichs stets eine Erhöhung in den anderen Bereichen einher (Die Theorie der sensorischen Umgewichtung (e.g. Peterka, 2002) wird später behandelt). Die Autoren fassen das wie folgt auf: Die verschiedenen Kontrollmechanismen der posturalen Kontrolle sind in den Frequenzbereichen des CoP-Verlaufs kodiert. Je nach Inanspruchnahme der Subsysteme macht sich das in den Frequenzbändern bemerkbar. Dadurch ergibt sich eine frequenzspezifische Unterscheidung (<0,1Hz visuelle Kontrolle, 0,1Hz-0,5Hz vestibuläre Kontrolle, 0,5Hz-1Hz somatosensorische Kontrolle) (vgl. e.g. Redfern et al., 2001). Insbesondere kommt für Frequenzen über 1Hz für die Autoren eine Open-Loop-Kontrolle zum Tragen, da die schnellen Frequenzen besser über eine zentral modulierte Erhöhung der Stiffness bewältigt werden können (Chagdes et al., 2009). Jedoch ist es schwierig reale Frequenzbänder, für die spezifische sensorische Subsysteme dominieren, exakt anzugeben (siehe hierzu e.g. Oppenheim et al., 1999, Redfern et al., 2001).

Ebenso wie durch die Autoren zuvor ist durch eine spezielle nichtlineare Analyse-methode (engl. adaptive fractal analysis (e.g. Riley et al., 2012)) durch Kuznetsov et al. (2012) vor kurzem gezeigt worden, dass der CoP-Verlauf eher durch mehrere (fraktale) Zeitskalen dominiert ist, welche die Autoren wie folgt angeben: schnelle: 30-90ms, mittlere 0,2-1,9s, langsame 5-40s (Kuznetsov et al., 2012). Nach ihren Angaben kann der CoP-Mechanismus nicht durch einen einzigen Prozess (e.g. fraktionale Brownsche<sup>11</sup> Bewegung (siehe hierzu Schubert, 2013)) beschrieben werden. Weiterhin gehen die Autoren von einem An/Aus-Prozess beim Stehen aus, welcher die Dynamik nach ihrer Methode besser beschreiben würde. Diese Deutung ist der Interpretation von Zatsiorsky & Duarte (1999, 2000) sehr ähnlich (Zatsiorsky & Duarte, 1999, Zatsiorsky & Duarte, 2000). Auch wenn hier nicht von supraspinalen Mechanismen die Rede ist, wird die Frage nach dem Ursprung dieses Multiskalenprozesses lauter (Kuznetsov et al., 2012).

---

<sup>11</sup> Robert Brown (1773-1858, Botaniker).

Nach anderen älteren Aussagen ist ein Feedforward-Kontrollsystem außerdem von Nöten, da die Latenzzeit innerhalb der neuronalen und mechanischen Signaltransmission (Feedback-time-delay + Motor-command und efferent delay + Bildung des mechanischen Drehmoments) zu hoch wäre, um ein Equilibrium des Stehens zu gewährleisten (Fitzpatrick et al., 1996, Morasso & Schieppati, 1999, van der Kooij et al., 1999).

Unter der Bedingung, dass das ruhige aufrechte Stehen durch ein einfaches inverses Pendel angenähert werden kann und unter der Berücksichtigung, dass die zu kontrollierende Variable (CoM) und die resultierende Kontrollvariable (CoP) phasengleich agieren/korrelieren (Morasso & Schieppati, 1999), sollte ein Feedforward-Mechanismus angenommen werden. Gäbe es ausschließlich Feedbackprozesse im Sinne eines Servomechanismus (negatives Feedback) müssten beide Zeitreihen phasenverschoben sein - mit der Kontrollvariable hinter der zu kontrollierenden Variable. Eine oft zitierte Studie kommt von Gatev et al. (1999), in welcher mit Kreuzkorrelation gezeigt wird, dass die EMG-Aktivität der CoM-Auslenkung um ungefähr 250-300ms vorausgeht (Gatev et al., 1999). Andere Autoren finden hier Werte von 150-200ms (Masani et al., 2003). Während Gatev et al. (1999) dieses Phänomen auf den Effekt eines Feedforward-Mechanismus zurückführen (Gatev et al., 1999), schlagen Masani et al. (2003) vor, dass das posturale Kontrollsystem dies auch allein durch Feedback im Hinblick auf Geschwindigkeitsinformation generieren kann (Masani et al., 2003). Die CoM-Geschwindigkeit scheint, im Gegensatz zur Position des CoM, dahingehend eine wichtige Rolle zu spielen, als dass dieser für die Körperschwankungen vorhersagbare Informationen entlockt werden können (Masani et al., 2003, Kiemel et al., 2002, Jeka et al., 2004, van der Kooij & de Vlugt, 2007, Delignieres et al., 2011). Kohn (2005) lässt offen, ob nun Feedback oder Feedforward im System prävalent sind (Kohn, 2005). Seinen Resultaten zufolge kann die zuvor erwähnte Kreuzkorrelation über diese Fragestellung allein keine Aussage bringen (Kohn, 2005). Baratto et al. (2002) sehen die CoP-Fluktuationen als Folge der mechanischen Bewegung des CoM verbunden mit damit einhergehenden antizipatorischen Mechanismen, um adäquate Gegenmaßnahmen auf diese Störgröße einzuleiten (Baratto et al., 2002). Argumente für die Verwendung von Feedforward-Prozessen liegen zum einen darin begründet, dass die CoP-Fluktuationen von den meisten sensorischen Systemen beim ruhigen Stehen nicht erkannt werden, da diese äußerst marginal sind und dem-

nach häufig als unterschwellig angenommen werden können (e.g. Fitzpatrick & Mc Closkey, 1994). Zum anderen stellt die schon angesprochene neuronale Latenzzeit (i.e. neuronale Zeitverzögerung) ein Problem für die ad-hoc Kontrolle des Systems dar.

Demgegenüber stehen Simulationen des ruhigen Stehens mittels inversen Pendelmodellen (die eher simplifizierende ingenieurwissenschaftliche Herangehensweisen darstellen wie schon von Schwaigart und Mergner (2008) bemerkt (Schwaigart & Mergner, 2008)), in denen ausschließlich Feedback benutzt wurde, und die eine Zeitverzögerung auf Grund der neuronalen Signaltransmission von 150-200ms inkludieren (Peterka, 2000, Peterka, 2002, Peterka & Loughlin, 2004, Maurer et al., 2006, Masani et al., 2003, Masani et al., 2006). So kann Peterka (2000) zeigen, dass ein einfaches Feedback-Modell ein Random-Walk-Verhalten generieren kann, wie es in den Untersuchungen von Collins & De Luca (1993) konstatiert wurde (Peterka, 2000, Collins & De Luca, 1993). Das Modell von Peterka (2000), das ausschließlich Feedback integriert, verwendet ein sog. PID-Kontrollelement (proportionaler, integrativer und differenzieller Regler) (Peterka, 2000), was auch in ähnlicher Form von anderen Autoren verwendet wird (e.g. Alexandrov et al., 2005, Maurer & Peterka, 2002, Maurer & Peterka 2005, Maurer et al., 2006, Welch & Ting, 2008, Welch & Ting 2009). Ein PID-Regler basiert auf einer Akkumulation früherer Fehler (Integral), auf dem aktuellen Fehler (proportional) und auf einer Schätzung zukünftiger Fehler (differenziell). Als Fehler wird die Abweichung zwischen Soll-Wert (z.B. Gelenkwinkel im inversen Pendelmodell) und Ist-Wert verstanden. Beispielsweise schließt Peterka (2002) aus seiner theoretischen Untersuchung, dass Feedback-Prozesse allein die stabilisierenden Funktionen erfüllen können (Peterka, 2002). Diese Feststellung wird von den Modellen von Masani et alii. gestützt, die ein PD<sup>12</sup>-Kontrollelement (proportional differenzielles Kontrollelement) verwenden (Masani et al., 2003, Masani et al., 2006, Masani et al., 2008). Welch & Ting (2008, 2009) benutzen ein ähnliches Model wie Peterka (2000) und können aus der Kinematik des Pendels gar EMG-Signale generieren bzw. vorhersagen (Peterka, 2000, Welch & Ting, 2008, Welch & Ting 2009). Die beschriebenen Modelle behandeln das posturale Kontrollsystem so, als wäre es ein sog. Servomechanismus (engl. Servomechanism). Hierin wird ein automatisierter

---

<sup>12</sup> Dies ist ein PID-Regler, bei dem die Fehlerakkumulation nicht in die Adjustierung (Korrektur) einfließt - also Null gesetzt wird.

Prozess verstanden, der auf negativem Feedback (Minimierung der Abweichung von einer internen Referenz) basiert und antizipatorische Einflüsse (im Sinne eines Feed-Forward-Prozesses) nicht implementiert, um das Gleichgewicht aufrecht zu erhalten. Innerhalb dieser Reglermodelle müssen darüber hinaus Ausgangsparameter definiert werden, welche in einer spezifischen Transferfunktion Verwendung finden (so z.B. die Masse der Person, das Trägheitsmoment, die Höhe des CoM, die drei/zwei Proportionalitätskonstanten, sowie die neuronale Verzögerungszeit) (e.g. Bottaro et al., 2005).

Ob die posturale Kontrolle ausschließlich über Feedback-Informationen oder über Feedback- mit Feedforward-Mechanismen abläuft, ist Teil der aktuellen Untersuchung (e.g. Masani et al., 2008, Vette et al., 2010, Li et al., 2012). Masani et al. (2008) schreibt selbst über seine Resultate der Modellierung in diesem Bezug: *„However, it should be noted that we are not implying in this study that feedback control plays the primary role in the actual physiological control system of quiet standing. Instead, we demonstrated that the feedback mechanism has the capacity to regulate balance on its own, i.e., without the contribution of a feedforward component. Nevertheless, the predictive or feedforward mechanism is definitely a potential candidate as well”* (Masani et al., 2008, S. 1473).

Es sollte jedoch nochmal erwähnt werden, dass diese Diskussion auf der Grundlage basiert, dass das menschliche Stehen als einfaches oder zweifaches inverses Pendel modelliert werden kann. Die abgeleiteten Hypthesen über die posturale Kontrolle basiert folglich auf einem Zusammenhang zwischen der CoM-Fluktuation und den jeweiligen Gelenkwinkeln (im Falle des einfachen Pendels: Winkel des oberen Sprunggelenks). Diese Ansicht wird jedoch dem komplexen Charakter des multisegmentalen Aufbaus und der Redundanz (Abundanz) der Freiheitsgrade nicht gerecht und kann so zu fehlgeleiteten Annahmen führen (vgl. Scholz et al., 2012).

Das härteste Argument für einen Feedforward-Mechanismus beim ruhigen Stehen wird nun besprochen. Aktuelle Studien, welche die Aktivität der Wadenmuskulatur (M. triceps surae) untersucht haben, sprechen sich eindeutig für eine antizipatorische Beteiligung von zentralen Instanzen aus (Loram et al., 2004, Loram et al., 2005a, Vieira et al., 2012). Die Kontraktionen lassen sich nicht durch einen Feedbackmechanismus erklären. Der am häufigsten angenommene Feedbackmechanismus des monosynaptischen Dehnungsreflexes

funktioniert genau dann, wenn eine Längenzunahme bzw. eine Dehnung der Wadenmuskulatur beim Schwanken nach anterior entsteht. Nach der Theorie kommt es ebenfalls zu einer Dehnung der Muskelspindeln und dann zu einer verstärkten Kontraktion der agonistischen Muskulatur (Eigenreflex). Es bestehen Resultate, weshalb diese These *verworfen werden muss* (Loram et al., 2005a, Vieira et al., 2012). Nachfolgend wird auf diese Studien und auf die Ergebnisse in einem etwas anderen Bezug genauer eingegangen. Es scheint also wahrscheinlich, dass die sensorische Integration und insgesamt die posturale Kontrolle, auch über zentrale, d.h. kortikale Instanzen im Sinne eines antizipatorischen Feed-Forward Mechanismus ablaufen. Dieser Eindruck wird zudem erhärtet, wenn in den folgenden Abschnitten über die Hypothese der sensorischen Umgewichtung gesprochen wird.

#### 2.1.5 Sensorische Systeme, Muscle-Spring-Hypothese und Stiffnesshypothese

Es ist schon früh angedeutet, dass zur Aufrechterhaltung des Gleichgewichts beim ruhigen Stehen folgende Sensorsysteme maßgeblich beteiligt sind: visuelle Sensorik (e.g. Nashner & Berthoz, 1978, Dijkstra et al., 1994a, Dijkstra et al., 1994b), vestibulärer Apparat (e.g. Horak et al., 1990, Fitzpatrick et al., 1996, Day et al., 1997, Diener et al., 1984a), somatosensorische Informationen (e.g. Horak et al., 1990, Fitzpatrick et al., 1992a, Fitzpatrick et al., 1992b, Fitzpatrick et al., 1994, Diener et al., 1984b). Diese Studien (dies ist nur ein kleiner Ausschnitt) haben einen wesentlichen Beitrag geliefert, um die posturalen Kontrollmechanismen und deren Subsysteme zu identifizieren (siehe auch Jancová, 2008).

Unter Somatosensorik werden in dieser Arbeit die Afferenzen der taktilen Wahrnehmung und die Tiefensensibilität verstanden (e.g. Leonhardt et al., 1987). Die taktile Sensorik wird in folgende Rezeptoren aufgegliedert (Afferenztypen<sup>13</sup> (nach Erlanger & Gasser (1937) und nach Lloyd (1943)): Ab-C bzw. Typ Ib-IV): Druckrezeptoren: Merkelsche Tastscheiben (Menisci tactus) bzw. Pinkus-Iggo-Tastscheiben, Meissnersche Tastkörperchen (Corpuscula tactus), Ruffinische Körperchen, Krausesche Endkolben (Corpuscula bulboidea),

---

<sup>13</sup> Die hier bezeichneten Nerventypen gehen auf die Nobelpreisträger für „Physiologie oder Medizin“ von 1944 - J Erlanger (1874-1965, Physiologe) & HS Gasser (1888-1963, Neurophysiologe), sowie auf die Arbeit eines anderen Protagonisten zurück: DPC Lloyd (Neurophysiologe).

Vater-Pacinische Lamellenkörperchen (*Corpuscula lamellosa*) und freie Nervenendigungen (*Terminatio nervi libera*). Unter der Tiefensensibilität werden hier die Muskelspindeln (*Fasus neuromuscularis*) (Aa bzw. Ab, Typ Ia und Typ II Afferenzen), die Golgi-Sehnenorgane (Ab bzw. Typ Ib Afferenzen) und Ruffinische Körperchen verstanden (e.g. Leonhardt et al., 1987).

Exemplarische Studien, die die Untersuchung des Einflusses sensorischer Komponenten auf die posturale Kontrolle ausüben, werden nachfolgend vorgestellt. Zum Beispiel demonstrieren Dijkstra et al. (1994a), dass Probanden, die vor einer bewegten Wand standen, in den Körperfluktuationen beeinflusst wurden (Dijkstra et al., 1994a). Day et al. (1997) zeigen, dass galvanische Stimulationen (leichte elektrische Gleichstrom-Reize) den Vestibulärapparat und damit das Stehen beeinflussen (Day et al., 1997).

Jedoch schien stets die Beteiligung der Propriozeptoren als wichtigster Mechanismus im Vordergrund zu stehen. Horak et al. (1990) verglichen gesunde Personen mit und ohne Anästhesie der Füße mit Personen mit bilateralem vestibulärem Verlust (Horak et al., 1990). Die Autoren stellen fest, dass keines dieser sensorischen Defizite zu nennenswerten Änderungen der posturalen Fähigkeiten führte. Somit wurde interpretiert, dass die Mechanorezeptoren in den Muskeln den wesentlichen Beitrag zur posturalen Kontrolle leisteten (e.g. Horak et al., 1990), was analog zu anderen Autoren ist (e.g. Fitzpatrick et al., 1994, Fitzpatrick et al., 1996).

Bezüglich der somatosensorischen Komponente hatte sich die „Muscle-Spring-Hypothese“ etabliert (siehe hierzu e.g. Loram et al., 2005a). Demnach basiert das ruhige aufrechte Stehen vornehmlich auf den Feedback-Prozessen der Mechanorezeptoren der Muskulatur. Die Theorie ist, dass durch das Schwanken nach anterior eine Längenzunahme der Plantarflexoren (e.g. *M. triceps surae*) initiiert wird (Winter et al., 1998, Winter et al., 2001). Dadurch werden ebenso die Muskelspindeln gedehnt, was, bedingt durch die Rückmeldung der sensorischen Ia- und II-Nervenphasern, zu einer verstärkten Kontraktion der extrafusalen Muskulatur führen soll. Beispielsweise argumentieren Fitzpatrick et al. (1994), dass propriozeptives Feedback ausreicht, um das Gleichgewicht zu halten (Fitzpatrick et al., 1994). In ihrer Studie wurden die sensorischen Informationen der Probanden unterdrückt (- visuell, durch Schließen der Augen, - vestibulär, durch eine Pendelvorrichtung, in der statt dem Probanden ein äquivalentes Pendel geschwankt ist, - Unterdrückung der Fußrezeptoren).



toren durch Anästhesie) (Fitzpatrick et al., 1994). Die Muscle-Spring-Hypothese ist ein Abkömmling der sog. klassischen Sherringtonschen Ansicht für das Aufrechterhalten des Gleichgewichts, wonach neben zentral modulierten tonischen Muskelkontraktionen (im Sprunggelenk), zusätzlich phasische Streckreflexe (Muskelspindeln) wegen den Schwankungen generiert werden (Fitzpatrick & Gandevia, 2005). Kandidaten für die phasischen Streckreflexe sind hierfür die Typ-Ia- und Typ-Ib-Afferenzen (e.g. Griffin et al., 1990, Schieppati et al., 2001, Windhorst, 2007), Typ-II-Afferenzen (Schieppati & Nardone, 1997, Schieppati et al., 2001), sowie die plantar gelegenen kutanen Rezeptoren (Kavounoudias et al., 1998, Kavounoudias et al., 2001). Beispielsweise geht der funktionelle Verlust von Ia-Afferenzen mit einer erschwerten Gleichgewichtsfähigkeit einher (Griffin et al., 1990).

Die Muscle-Spring-Hypothese wurde unlängst von Loram et alii. (2004, 2005a, 2005b, 2007a, 2007b) und später noch von Vieira et alii. (2010, 2011, 2012) angezweifelt und experimentell widerlegt, da es nach ihren Untersuchungen nicht zu einer Längenzunahme am Wadenmuskel (M. soleus) kommt, wenn der Proband nach vorne (anterior) schwankt (i.e. paradoxe Muskelbewegung), was impliziert, dass es zu keiner Dehnung der Muskelspindeln kommt und demnach zu keiner Reflexgenerierung im herkömmlichen Sinne (Loram et al., 2004, Loram et al., 2005a, Loram et al., 2005b, Loram et al., 2007a, Loram et al., 2007b, Vieira et al., 2010, Vieira et al., 2011, Vieira et al., 2012). Loram et al. (2009a) beschreiben die Situation wie folgt (Loram et al., 2009a). Appliziert man einen nach hinten gerichteten Perturbationsreiz auf die Unterstützungsfläche einer stehenden Person (engl. Translating-Platform-Paradigm, e.g. Brown et al., 2001), so entsteht eine Dorsalflexion im oberen Sprunggelenk und die Wadenmuskulatur wird gestreckt. Die Muskelspindeln erfassen diese Längenänderung, und dem monosynaptischen Dehnungsreflex folgend, antwortet die Wadenmuskulatur mit einer stärkeren Kontraktion (e.g. Nashner, 1976). Ebenso stellt man bei einem Störreiz an der Hüfte nach ventral diese Reaktion fest. Dieser Mechanismus ist im Bereich des perturbierten Stehens sehr gut untersucht (van der Kooij & de Vlugt, 2007), und wurde ursprünglich auch beim ruhigen Stehen vermutet. Wenn also der Körper nach anterior schwankt, soll nach dieser Ansicht eine Dehnung in der Wadenmuskulatur und eine Längenzunahme der Muskelspindeln stattfinden, was in Folge des monosynaptischen Dehnungsreflexes in einer stärkeren Kontraktion der Wadenmuskulatur resultiert.

Dies soll die Beschreibung der posturalen Gegenreaktion für das Nachvorne-schwanken darstellen. Es sollen kurz die Ergebnisse vorgestellt werden, die diese Auffassung widerlegen.

Loram et al. (2004) stellen bei Untersuchungen mittels Ultraschall beim ruhigen Stehen eine „paradoxe Muskelbewegung“ (Mm. gastrocnemii, M. soleus) fest (Loram et al., 2004). Diese äußert sich darin, dass sich bei einer Bewegung des CoM nach anterior die Wadenmuskulatur verkürzt und vice versa. Dies entspricht nicht der Intuition und Voraussetzungen der „Muscle Spring“ Hypothese. Das Phänomen an sich wurde schon bei Lakie et al. (2003) spekuliert (Lakie et al., 2003). Die Autoren führen dies auf eine antizipatorische Beteiligung des Systems zurück (Loram et al., 2004, Loram et al., 2005a, Loram et al., 2005b). In ihrer ersten Untersuchung sollten Personen willkürliche (betonte) Schwankungen nach anterior durchführen (Loram et al., 2004). Hierbei wurde eine Abnahme in der Muskelgesamtlänge von ca. 4mm für den M. gastrocnemius und den M. soleus beim Nach-Vorne-Beugen über das Sprunggelenk festgestellt (Loram et al., 2004), was nebenher bemerkt nur ca. 13% der potenziellen Längenänderung der Muskelfasern ausmacht - zwischen vollkommen entspanntem und maximal isometrisch kontrahiertem Zustand bestehen ca. 30mm (Kawakami et al., 1998). In einem weiteren Experiment wiesen Loram et al. (2005a) nach, dass diese paradoxen Muskelbewegungen beim ruhigen Stehen mit den einhergehenden unwillkürlichen Schwankungen ebenfalls auftraten (Loram et al. 2005a). Die Muskellängenänderung (ca. 1mm über die Gesamtlänge, bzw. lediglich ca. 3% der potenziellen Längenänderung) war negativ korreliert mit den über einen Zeitraum von 35s stattfindenden Drift-Bewegungen (langsame Frequenz: ca. 1° über 35s) des CoM. Desweiteren fanden die Autoren schnelle Muskellängenänderungen (Fluktuationen) während den Messungen, die eine hohe Korrelation mit der Muskelaktivität aufwiesen. Diese Ergebnisse waren zudem konsistent mit einer Modellsimulation (Dynamic Bias Model) (Loram et al., 2005a). Es könnte nun angenommen werden, dass durch eine Feineinstellung der Muskelspindeln mittels  $\alpha$ - $\gamma$ -Coaktivierung die Sensitivität der Muskelspindeln als Positions- und Bewegungsfühler trotz Existenz einer extrafusalen Kontraktion erhöht würde. Demnach würden die intrafusalen Myofibrillen analog zu den extrafusalen Myofibrillen eingestellt werden und die Körperschwankungen wären trotz paradoxer Muskelkontraktionen entgegen der Muscle-Spring-Hypothese dennoch feststellbar. Jedoch kann selbst diese Möglichkeit verworfen



werden, da der Wadenmuskel (*M. triceps surae*) über die nachgiebige Achillessehne wirkt. Die Kontraktion der Muskulatur hat folglich keinen direkten Effekt auf die Drehmomentsänderung im Sprunggelenk (nach Maßgabe des einfachen inversen Pendelmodells). Eine Erhöhung in Form der Muskel-Stiffness hat also nur einen geringen Einfluss auf die Stabilität, was durch eine einfache optisch-manuelle Pendelvorrichtung veranschaulicht werden kann und in sehr guter Übereinstimmung mit den experimentellen Stiffnesswerten ist (Loram et al., 2009a). Eine Studie weist darauf hin, dass die reziproke Inhibition (über den *M. tibialis anterior*) beim ruhigen Stehen sogar einen höheren Stellenwert einnehmen könnte als der autogene Streckreflex (Di Giulio et al., 2009).

Neuere Untersuchungen haben die Kontraktion des *M. gastrocnemius* beim ruhigen Stehen noch präziser behandelt (Vieira et al., 2010, Vieira et al., 2011, Vieira et al., 2012). Vieira et al. (2010) verwenden eine Matrix aus 120 elektromyographischen Elektroden. Sie stellen fest, dass beim nach vorne Schwanken der *M. gastrocnemius* in beiden Köpfen (*pars medialis* und *pars lateralis*) unregelmäßig kontrahiert - die Motoneurone folglich unregelmäßig rekrutiert werden (asynchrones Kontraktionsmuster). Zudem sind die Motoneurone unregelmäßig lokalisiert (Vieira et al., 2011).

Ein sehr intensiv diskutiertes Thema ist die Beteiligung von passiver Stiffness in der Gleichgewichtskontrolle. Unter Stiffness (auch Steifigkeit) ist ein Widerstand gemeint, der durch Längenänderung entsteht und der Materialcharakteristik inhärent ist. Reduziert man das Stehen erneut auf ein einfaches inverses Pendel, so kann man das Gleichgewicht als Ausgleich zwischen dem gravitativen Drehmoment und dem generierten Drehmoment im Körper betrachten. Dabei wird das Drehmoment, welches vom Körper produziert wird, in eine passive Komponente (Stiffness) und eine aktive Komponente (aktive Muskelkontraktionen) unterteilt (e.g. Masani et al., 2006, Masani et al., 2008). Die aktive Komponente kann nun durch Feedforward- oder Feedback-Prozesse verstärkt werden. Unter passiver Stiffness werden die seriell angeordneten Strukturen (Sehnen, Bindegewebe, Bänder, Muskulatur etc...) gemeint. Aus physikalischer Sicht muss Stiffness Teil der posturalen Kontrolle sein, bzw. einen Beitrag zur Gegenkraft leisten, welche das Fallen verhindert. Im Gegensatz zu Feedback-Mechanismen wie somatosensorische Reflexe, agieren die Stiffnesswiderstände unmittelbar ohne jegliche Latenzzeit (Loram et al., 2007a). Winter et al. (1998) führen nun ein Konstrukt ein, das man als aktive Stiffness

bezeichnen könnte (Winter et al., 1998). Der Zusammenhang soll nun geklärt werden.

Eine wichtige Begleiterscheinung aus dem inversen Pendelmodellen von Winter et alii.<sup>14</sup> (1995, 1998, 2001, 2004) und den kontroversen Meinungen von Morasso et alii.<sup>15</sup> (1999, 1999, 2004) ist, dass eine Diskussion über den Stellenwert aktiver und passiver Stiffness beim ruhigen aufrechten Stehen entbrannt war (Winter, 1995, Winter et al., 1998, Winter et al., 2001, Winter et al., 2003, Gage et al., 2004, Morasso & Schieppati, 1999, Morasso et al., 1999, Morasso & Sanguineti, 2002). Unter Umständen ist es sinnvoller statt von Stiffness von aktiver und passiver Drehmomentgenerierung zu sprechen im Sinne von: „*Passive torque components are the result of intrinsic mechanical properties, i.e., stiffness and/or viscosity, produced by muscle and surrounding tissue, whereas active torque components are the result of the muscle activity regulation via the neural employment of sensory and motor systems*“ (Masani et al., 2008, S. 1465). Winter et al. (1998) geben an, dass die posturale Kontrolle ausschließlich auf das Phänomen der Steifigkeit im Gelenk zurückzuführen ist, was unter dem Namen asymptotische Stabilität tituliert ist (Winter et al., 1998). Unter Stiffness verstehen sie hierbei, eine vom ZNS modulierbare Eigenschaft der Plantar- und Dorsalflexoren des Fußes (i.e. Muskeltonus), gegen eine äußere Krafteinwirkung ohne spezifische Kontraktion, eine Rückstellkraft ähnlich einer Feder zu entwickeln (aktive Stiffness). Eine reaktive Beteiligung anderer Systeme (visuell, vestibulär, propriozeptiv) schließen sie in diesem Kontext aus. Sie begründen dies dadurch, dass die sehr geringen Körperschwankungen nicht ausreichen, um sensorisch erfassbar zu sein. Beispielsweise würde nach Auffassung von Winter et al. (1998) bei einer Beteiligung von Reflexen die Position des CoP mit einer Verzögerung von 150-250ms hinter der des CoG liegen, was nach ihren Messungen von gerade einmal 4ms nicht der Fall war (Winter et al., 1998). Dass hier aber auch z.B. antizipatorische Prozesse Ursache für dieses Phänomen sein könnten, ziehen die Autoren nicht in Betracht (Morasso & Sanguineti, 2002). In einer weiteren Studie argumentieren Winter et al. (2001), dass das Drehmoment  $K$  (in der Literatur als „kritischer Wert“ bezeichnet), um den Körper überhaupt in Bewegung zu versetzen ( $K = mgh$ , mit  $mg$ , der Gewichtskraft des Körpers und  $h$ , dem Abstand zwischen Sprunggelenkdrehachse

---

<sup>14</sup> Hiermit sind verschiedene Erstautoren gemeint. Die Grundidee kann aber durchaus mit der Arbeitsgruppe um Winter et al. verbunden werden.

<sup>15</sup> Arbeitsgruppe um Morasso et al.

und CoM) vom errechneten Stiffnesswert (mittels Regressionsrechnungen) der Probanden im Schnitt um 8,8% übertroffen wurde (Winter et al., 2001). Dies würde bedeuten, dass allein die Stiffness ausreichte, um den Körper zu stabilisieren.

Experimentell wurde die These, dass Stiffness allein für die posturale Kontrolle verantwortlich sei, jedoch durch Versuche widerlegt, die direkt die Stiffness im Sprunggelenk beim Stehen messen konnten. Loram & Lakie (2002a) verwenden hierzu eine inverse Pendelvorrichtung, in der die Probanden standen (Loram & Lakie, 2002a). Die Stiffness wurde durch die Auslenkung des Pendels bestimmt ( $T = KA + Bv + Ia$ ,  $T$  ist das mechanisch gemessene Drehmoment,  $K$  ist die Stiffness,  $A$ ,  $v$  und  $a$  sind jeweils die gemessenen Werte für Winkel, Geschwindigkeit und Beschleunigung des Pendels,  $B$  ist ein Viskositätswert,  $I$  ist das Trägheitsmoment). Sie geben einen Wert der Stiffness von  $91 \pm 23\%$  des kritischen Wertes  $K = mgh$  an (Loram & Lakie, 2002a). Nahezu übereinstimmend damit, geben Casadio et al. (2005), die in ganz ähnlicher Weise verfahren, einen Wert von  $64 \pm 8\%$  an (Casadio et al., 2005). Die Abweichung in den Werten zwischen beiden Studien wird dadurch erklärt, dass unterschiedlich extreme Testbedingungen erzeugt wurden, sodass hier von einer Spannweite zwischen diesen Extrema gesprochen werden kann (Casadio et al., 2005). Darüber hinaus gibt es Berechnungen, die für das reale Drehmoment, was den Körper nach vorne fallen lässt, höhere Werte angeben ( $>100\%$ ), verglichen mit dem kritischen Wert  $K$  (Morasso et al., 1999, Morasso & Schieppatti, 1999). Ein theoretisches Modell von van Soest et al. (2003) bestätigt die Annahme, dass die Stiffness im Sprunggelenk allein wahrscheinlich nicht ausreicht, um ein nach vorne Kippen zu vermeiden (van Soest et al., 2003). Weitere Evidenzen wurden in Ultraschalluntersuchungen der Wadenmuskulatur (mit einer Auflösung von  $10\mu\text{m}$ ) während des ruhigen Stehens erbracht (Loram et al., 2004, Loram et al., 2005a, Loram et al., 2005b). In diesem Kontext schätzen Loram et al. (2005a) den Stiffnesswert im Sprunggelenk auf  $92 \pm 20\%$ , was in Übereinstimmung mit den früheren Werten der Pendelvorrichtung ist (Loram & Lakie, 2002a, Loram et al., 2005a). Loram & Lakie (2002a) deuten an, dass die Beteiligung der Stiffness von den passiven seriell elastischen Komponenten (i.e. passive Elemente in der Achillessehne, der Aponeurose und des Fußes) herrührt, was von der ursprünglichen Äußerung von Winter et al. (1998), Stiffness sei zentral modulierbar und vor allem im Muskel lokalisiert, abweicht (Loram & Lakie,

2002a, Winter et al., 1998). Die passiven seriell elastischen Komponenten haben, ähnlich wie die aktiven Myosin-Aktin-Filamente der Muskulatur, viskoelastische Materialeigenschaften, was bedeutet, dass sie bezogen auf die Längenänderung des Muskels eine widerstrebende Wirkung aufweisen. Es wird bei den angegebenen Studien trotzdem die Stiffness als bestimmende und bedeutenste Größe im posturalen Kontrollsystem tituliert (Stiffness-Hypothese).

Jedoch existieren hier ebenfalls kontroverse Ergebnisse. Entgegen der Annahme, dass Stiffness die dominante Rolle bei der Aufrechterhaltung des Gleichgewichts spielt, haben unlängst andere Studien die größere Bedeutung sensorischer Informationen herausgearbeitet (Peterka et al., 2002, Jeka et al., 2004, Maurer & Peterka, 2005, Maurer et al., 2006). Loram et al. (2007a) schreibt diesbezüglich: „*while we believed the matter was settled, recent publications [...] have demonstrated another body of opinion which understands the passive (no neural modulation) ankle stiffness to be low at around 10-15% mgh or less*“ (Loram et al., 2007a, S. 662). Posturale Schwankungen sind sehr niederfrequent<sup>16</sup>. Die mittlere Frequenz im oberen Sprunggelenk (Winkeländerung) liegt im Schnitt bei etwa 0,5Hz (Loram et al., 2007a). Selbst bei der höherfrequenten CoP-Bewegung sind 95% aller Frequenzen (genauer: die Leistung im Leistungsspektrum) unterhalb von 1-2Hz gelegen (Soames & Atha, 1982, Maurer & Peterka, 2005, Mahboobin et al., 2005, Kirchner et al., 2012a, Kirchner et al., 2013). Diese langsamen Frequenzen sind mit kleinen Schwankungen verbunden, die ungefähr durchschnittlich nur 0,1Grad - Auslenkung des CoM im Vergleich zur Vertikalen - bei ca. 0,1Grad/sec ausmachen (Loram et al., 2005b, Loram et al., 2009a). In ihrem Beitrag untermauern nun Loram et al. (2007a) die dominanten Stiffness-werte von ca. 70% von *mgh*, indem sie zeigen, dass die Stiffness von 101% auf 19% abnimmt, wenn die Rotationen (als Perturbationen im Sinne einer Pendelvorrichtung) im oberen Sprunggelenk von 0,03Grad auf 7Grad zunehmen (Loram et al., 2007a). Die Daten sind in guter Übereinstimmung mit den vorherigen experimentellen Daten, e.g. 30-40% *mgh* bei 1Grad und 7Grad/s<sup>17</sup> (Casadio et al., 2005), 83-93% *mgh* bei 0,055Grad (Loram & Lakie, 2002a). Bezogen auf die divergierenden Werte, die nun bei den zuvor erwähnten Autoren benannt wurden (Peterka et al., 2002, Jeka et al., 2004, Maurer & Peterka, 2005), stellen Loram et al. (2007a) fest, dass diese eher die sog.

<sup>16</sup> Fortan werden Werte gewählt, die mit gesunden Personen assoziiert sind.

<sup>17</sup> Die Perturbationen bei den Autoren waren um den Faktor 20 größer, weshalb hier von einer Übereinstimmung gesprochen wird.

Long-Range Stiffness untersucht haben, wobei das ruhige Stehen nach Loram et al., (2007a) vor allem mit der Short-Range Stiffness verbunden scheint (Loram et al., 2007a, Loram et al., 2007b). Derweil ist noch unbekannt, in welchem Maß passive Stiffness zum Stehen beiträgt. Loram et al. (2008) schlagen vor, dass vor allem die mechanische Kopplung der nachgiebigen Achillessehne mit dem Muskel zu der Stabilisierung beiträgt (Loram et al., 2009a, siehe auch: Lakie et al., 2003). Insgesamt lässt sich anmerken: Das aufrechte ruhige Stehen leitet sich mechanisch aus der Summe aktiver und passiver Drehmomente ab (Nomura et al., 2013).

Nach heutigem Erkenntnisstand ist eine Beteiligung der vorher besprochenen sensorischen Systeme anzunehmen (van der Kooij et al., 2001, Maurer et al., 2006). Dies wird auch durch aktuelle Studien bestätigt (e.g. Scholz et al., 2012). Jedoch ist über die Gewichtung dieser Systeme, geschweige denn über ihre Interaktionen sehr wenig bekannt (Redfern et al., 2001, Peterka, 2002, Polastri et al., 2012).

Modelle, die die sensorischen Eingänge inkludieren, umfassen solche, die keine Annahmen über Interaktionen machen (Independent Channel Model) (e.g. Peterka, 2002, Peterka & Loughlin, 2004), komplexe Interaktionen umfassen (Optimal Estimator Model oder Observer-Predictor-Feedback-Model) (e.g. van der Kooij et al., 1999, van der Kooij et al., 2001, Gawthrop et al., 2011), oder eine intermediäre Form beschreiben (Intersensory Interaction Model) (e.g. Maurer et al., 2006). Es ist anzunehmen, dass das posturale Kontrollsystem sehr komplexe Interaktionen mit sensorischen Systemen eingeht. In diesem Bezug nennen Carver et al. (2006) drei Modelle des posturalen Apparates, die nichtlinear konfiguriert sind, die man als adaptive Modelle titulieren könnte (Carver et al., 2005, Carver et al., 2006, van der Kooij et al., 2001, Mergner et al., 2003), wobei sicherlich auch die Modelle von Kiemel et alii. (2006, 2008, 2011) hinzugerechnet werden sollten (Kiemel et al., 2006, Kiemel et al., 2008, Kiemel et al., 2011). Diese Modelle versuchen die Interaktionen zwischen den sensorischen Eingängen zu beschreiben. Jedoch sind die Modelle noch fern von einer genauen Beschreibung der sensorischen Interaktionen (Polastri et al., 2012). Beispielsweise kann man durch eine Fehlinformation eines Eingangs diese Interaktion studieren. Ein oft durchgeführtes Experiment ist das „moving room“-Paradigma (e.g. Schöner, 1991). Hierbei bewegt sich die visuelle Umgebung/Szenerie (abgebildet auf einem Bildschirm) vor einem Probanden (meist sinusförmig) wobei die

Standfläche (engl. base of support) bewegungslos bleibt, was einen Konflikt zwischen visuellem Analysator und anderen sensorischen Inputs generiert. Wie ändert sich nun die posturale Antwort, wenn sich die Stimulusintensität verdoppelt (z.B. in Form einer verdoppelten Schwingungsamplitude der visuellen Bildfläche)? Analog zu den nichtlinearen Modellen wird sich die posturale Antwort stark von der Vorhersage einer linearen Antwort unterscheiden. Die Theorie hinter dieser Nichtlinearität ist, dass durch die visuelle Fehlinformation des sich bewegenden Raumes der Anteil der visuellen Komponente an der Sensorik reduziert, und gleichzeitig Anteile anderer (vertrauenswürdigerer) Sensoren erhöht wird (engl. reciprocal trade-off) (e.g. Carver et al., 2006, Polastri et al., 2012). Dieser Mechanismus, der unter dem Begriff „sensorische Umgewichtung“ bekannt ist, soll nachfolgend thematisiert werden.

#### 2.1.6 Theorie des sensorischen Umgewichtens

Die anerkannteste Theorie im Zusammenhang von verschiedenen sensorischen Inputs ist die Hypothese des sensorischen Umgewichtens (engl. Sensory Reweighting), welche häufig mit dem Artikel von Peterka (2002) in Verbindung gebracht wird (Peterka, 2002). Hier wurden anterior-posterior Körperschwerpunktfluktuationen in Folge eines Perturbationssignals (Plattformneigung nach vorne oder visueller Stimulus: Neigung des Sichtfeldes) gemessen. Zudem wurden in unterschiedlichen Testanordnungen sensorische Charakteristika abgeändert (visuell, vestibulär, propriozeptiv). Anhand der Eingangs- und Ausgangssignale wurden Übertragungsfunktionen (engl. Transfer Functions) in Abhängigkeit zur Stimulusfrequenz errechnet. Es wurde gezeigt, dass mit einer verstärkten Perturbation die Dynamik der Übertragungsfunktion gleich blieb. Die Interpretation lag darin, dass eine Abschwächung der relativen Beteiligung eines sensorischen Teilsystems, eine Verstärkung eines anderen verfügbaren sensorischen Systems nach sich zog (Peterka, 2002).

Unter der Bedingung, dass sensorische Systeme einen essentiellen Beitrag zur posturalen Kontrolle leisten, muss im System eine Art organisierte Integration sensorischer Informationen auf Basis hierarchischer Priorisierung erfolgen. Wenn sich demnach die äußeren Bedingungen ändern, und die Verfügbarkeit sensorischer Informationen modifiziert ist, wird eine Neukonfiguration des posturalen Systems stattfinden, um sich den äußeren Gegebenheiten anzupas-



sen (Vuillerme et al., 2005). Diese Neukonfiguration beinhaltet die Abschätzung der Beteiligung der sensorischen Subsysteme. Das Schließen der Augen lässt die visuelle Information verschwinden, und folglich resultiert das Feedback aus den Afferenzen der somatosensorischen und vestibulären Rezeptoren. Auf der anderen Seite wird eine Modifikation der Standsituation in einer Abänderung des somatosensorischen Feedbacks resultieren (Vuillerme et al., 2005).

Pradels et al. (2013) definieren: “[...] *the sensory re-weighting hypothesis whereby the central nervous system dynamically and selectively adjusts the relative contributions of sensory inputs (i.e. the sensory weightings) in order to maintain balance when one or more sensory channels are altered by the task (novel or challenging), environmental or individual conditions*” (Pradels et al., 2013, S.1). Das zentrale Nervensystem kann über zwei Strategien die sensorische Umgewichten vollziehen und damit die Verlässlichkeit des posturalen Kontrollsystems vergrößern. 1. Die Gewichtung eines sensorischen Kanals kann verringert werden, wenn sensorische Information eines oder mehrerer sensorischer Systeme nicht mehr vorhanden ist oder unzuverlässig wird. 2. Die Gewichtung derjenigen (alternativ verfügbaren) sensorischen Kanäle kann verstärkt werden, wenn hierbei akkuratere und zuverlässlichere Informationen generiert werden können (Pradels et al., 2013).

Auch wenn die Namensgebung „Sensory-Reweighting“ oft mit Peterka (2002) verbunden wird, steht Ähnliches e.g. bei Teasdale & Simoneau (2001) oder Oie et al. (2002), wobei letztere sich auf Horak & Macpherson (1996) berufen (Peterka, 2002, Horak & Macpherson, 1996, Teasdale & Simoneau, 2001, Oie et al., 2002).

In aktuellen Studien wird häufig mit der These des sensorischen Umgewichtens argumentiert (Oie et al., 2002, Mahboobin et al., 2005, Vuillerme et al., 2005, Maurer et al., 2006, Sarabon et al., 2013, Pradels et al., 2013). Vuillerme et al. (2005) untersuchen den Einfluss der Ermüdung des M. trapezius auf verschiedene CoP Parameter (diese werden später genauer beschrieben) unter unterschiedlichen Standpositionen (normales Stehen vs. Stehen auf einem nachgiebigen Untergrund vs. Stehen mit geschlossenen Augen) (Vuillerme et al., 2005). Unter Ermüdung wurden erhöhte CoP Parameter unter Wegnahme des visuellen Inputs festgestellt, wobei sich dieser Effekt bei simultaner Verwendung des nachgiebigen Untergrundes erhöhte. Im Gegensatz dazu war der Effekt bei Verfügbarkeit des visuellen Feedbacks. Diese Resultate las-

sen laut Autoren darauf schließen, dass im sensorischen System eine Umgewichtung auf Grund der äußeren Einschränkungen vollzogen wurde (Vuillerme et al., 2005). Mahboobin et al (2005) ließen Probanden auf einer drehbaren Plattform stehen (engl. „Sway-Referenced Platform“), um die somatosensorische Komponente des Stehens zu reduzieren (Mahboobin et al., 2005). Zusätzlich kam eine visuelle Szenerie aus schwarz-weißen Kontrasten zum Einsatz. Drei visuelle Perturbationen wurden appliziert. Hierzu bewegte sich die Szenerie langsam auf den Probanden zu (der Abstand zwischen Proband und Bildschirm wurde verringert) und wieder zurück in die Ausgangslage. Die Experimentalgruppe wurde darüber hinaus nach der ersten visuellen Perturbation einer kurzen Phase von randomisierten Perturbationen konfrontiert (diese bestanden aus mittelstarken Bewegungen des Schirms in Form von sog. weißem Rauschen). Die Experimentalgruppe zeigte geringere Körperschwankungen als Antwort auf die nachfolgenden visuellen Perturbationen als die Kontrollgruppe. Die Autoren führen ihrer Ergebnisse wie folgt aus: *„standing on a sway-referenced platform renders proprioceptive feedback less reliable than during stance on a stable platform, resulting in increased reliance on visual and vestibular sensory feedback. When visual information is then simultaneously perturbed by persistent random moving scenes, the sensory integration process re-weights the incoming sensory information, placing less emphasis on the visual channel. Subsequent visual perturbations have less impact on postural response“* (Mahboobin et al., 2005, S. 264).

Ein starkes Indiz für die Theorie des sensorischen umgewichtens bieten Chagdes et al (2009): *“Decreased energy in the 0.02–0.1 Hz timescales, coupled with increased energy at 0.1–1.0 Hz may reflect the nervous system placing greater weight on the vestibular and somatosensory receptors when vision is unavailable, consistent with the idea of sensory weighting”* (Chagdes et al., 2009, S. 305).

Jedoch wird mit dem Begriff des sensorischen Umgewichtens auch sehr spekulativ umgegangen. Sarabon et al. (2013) stellen durch Modifikation der Standposition fest, dass es einen nichtlinearen Effekt zwischen Standfläche (Breite und Form) und dem entfernen des visuellen Feedbacks (i.e. Augen geschlossen) kommt (Sarabon et al., 2013). Die Autoren erklären die Effekte der sensorischen Modifikationen mit einer sensorischen Umgewichtung: *„The non-linearity of the interaction effect for the velocity in m–l direction, amplitude and*



*RQA parameters suggests that sensory re-weighting took place after narrowing and changing shape of the support surface.” (Sarabon et al., 2013, S. 2).*

Es bleiben nach wie vor auch hinsichtlich des sensorischen Feedbacks weitere Fragen offen. Wie oben schon beschrieben, sind die posturalen Schwankungen von äußerst geringem Ausmaß. Zum Beispiel schwankt der CoP einer gesunden Person um ca. 14mm (grob: 2cm) in anterior-posterior und um 9mm (grob: 1cm) nach medial-lateral (Prieto et al., 1996, Nomura et al., 2013). Dies entspricht einer Fläche von ungefähr  $1\text{cm}^2$  und bezogen auf die Unterstützungsfläche, die von der konvexen Hülle der Füße auf dem Boden gebildet wird, macht diese Fläche gerade einmal  $0,035\% \pm 0,002\%$  aus (Duarte & Zatsiorsky, 2002). Darüber hinaus finden die CoP Bewegungen mit niedrigen Geschwindigkeiten statt: ca. 95% der Frequenzen liegen unterhalb von 1-2Hz (Soames & Atha, 1982, Carpenter et al., 2001, Maurer & Peterka, 2005, Mahboobin et al., 2005, Kirchner et al., 2012a), sogar ist dies unabhängig von stark modifizierten Standsituationen, wie das einbeinige Stehen auf einer Stufe (Kirchner et al., 2013). Carpenter et al. (2001) untersuchen verschieden lange Standzeiten und merken an, dass beim ruhigen Stehen von 2min sogar 90% der Frequenzen des CoP unterhalb von 0,5Hz liegen und dass allein schon 21% aller Amplituden auf Frequenzbereiche fällt, die im Bereich von 0,01Hz liegen (Carpenter et al., 2001). Im Vergleich zum CoP ist der CoM sogar dementsprechend niederfrequenter (siehe Ausführungen zum Zusammenhang zwischen CoP und CoG oben). Untersuchungen zeigen, dass für den CoM gilt, dass 99% der Frequenzen unterhalb von 0.58Hz ( $\pm 0.26\text{Hz}$ ) in AP und 0.82Hz ( $\pm 0.36\text{Hz}$ ) in ML aufzufinden sind, wobei im CoP die folgenden Werte zu verzeichnen waren: 1.21Hz ( $\pm 0.24\text{Hz}$ ) in AP und 1.58Hz ( $\pm 0.46\text{Hz}$ ) in ML (Gage et al., 2004). Es ist fraglich, in wie weit diese geringen Änderungsraten vom sensorischen System als Differenzen erkannt werden können, um ein Feedback zu erzeugen, das zur posturalen Kontrolle beiträgt (e.g. Fitzpatrick & Mc Closkey, 1994). So berichten Fitzpatrick & Mc Closkey (1994), dass gesunde Personen im Stande sind bei den üblichen Winkelgeschwindigkeiten um das Sprunggelenk von ca. 0,1 Grad/s eine Winkelabweichung von 0,1 Grad ( $\approx 0,001\text{-}0,002\text{rad}$ ) wahrzunehmen (Die Wahrnehmung der Winkelabweichung wird schlechter bei langsameren und besser bei schnelleren Winkelgeschwindigkeiten). Demnach liegen die Werte sehr dicht an den physiologischen Schwankungsausmaßen, können also auch unerschwellig sein (Fitzpatrick & Mc Closkey, 1994).

### 2.1.7 Kontinuierliche versus intermittierende Kontrolle

Eine weitere Kontroverse, die erst kürzlich Leitthema der Forschung wurde und mit der zuvor beschriebenen Problematik, passive und aktive Prozesse beim ruhigen Stehen zu bewerten, eng zusammenhängt, bezieht sich auf die Charakteristik der Kontrollmodalität der posturalen Kontrolle. Wie schon vorher bemerkt, ist nach heutigem Erkenntnisstand beim ruhigen Stehen das der Gravitation folgende Drehmoment, was zuvor als toppling torque bezeichnet wurde, stets größer als die am Gelenk erzeugte, aktive bzw. passive Stiffness (Casadio et al., 2005, Loram & Lakie, 2002a). Es resultiert ein aus mechanischer Sicht inhärent instabiles Gleichgewichtssystem, das aktiv moduliert werden muss. Das Verhalten bzw die Prozessorganisation zum Erreichen der Gleichgewichtskontrolle soll nun behandelt werden.

Nach herkömmlicher Ansicht findet die posturale Kontrolle beim ruhigen aufrechten Stehen kontinuierlich statt (e.g. Masani et al., 2003, Maurer et al., 2006). Dem zu Folge resultiert das Gleichgewicht aus der kontinuierlichen sensorischen Rückmeldung und kontinuierlichen motorischen Kommandos (beispielsweise im Sinne eines Servomechanismus). Die PID- oder PD-Regler-Modelle verwenden beispielsweise stets kontinuierliche Feedback- und Steuerungsmechanismen. Eine andere Variante, wie die motorische Kontrolle ablaufen könnte, ist dadurch gegeben, dass neuronale Kommandos lediglich zu bestimmten Zeiten generiert werden und in den übrigen Zeitintervallen nicht stattfinden, also, dass unterbrochen bzw. diskontinuierlich agiert wird (im Sinne eines An-Aus-Mechanismus). Dies wird mit dem Begriff intermittierende Kontrolle assoziiert (e.g. Bottaro et al., 2005). Beide Ansätze sind Bestandteil des aktuellen Disputs über die motorische Kontrolle: Vertreter der kontinuierlichen Kontrolle (Peterka, 2000, Masani et al., 2003, Masani et al., 2006, Alexandrov et al., 2005, Maurer et al., 2006, van der Kooij & de Vlugt, 2007, Masani et al., 2008, Kiemel et al., 2008, Vette et al., 2010, Kiemel et al., 2011), Vertreter der intermittierenden Kontrolle (Loram & Lakie, 2002b, Bottaro et al., 2005, Loram et al., 2006, Lakie & Loram, 2006, Bottaro et al., 2008, Loram et al., 2009b, Asai et al., 2009, Loram et al., 2011, Gawthrop et al., 2011, Vieira et al., 2012, Nomura et al., 2013).

Da die kontinuierliche Kontrolle das dominante Paradigma (seit mehr als 100 Jahren) ist (e.g. Todorov & Jordan, 2002, Bays & Wolpert, 2007, Scott, 2012),

sollen nachfolgend Indizien für intermittierende Mechanismen und aktuelle Forschungsergebnisse vorgestellt werden. Intermittierende Kontrolle bedeutet, dass interne Kommandos lediglich zu bestimmten Zeiten und nicht stetig andauernd gegeben werden. Dabei ist das Konzept keineswegs neu. Bereits bei Craik (1947, 1948) und Vince (1948) wurden intermittierende Regulationsmechanismen für die Kontrolle von Bewegung vorgeschlagen, die mit einer psychologischen Refraktärzeit begründet wurden (Telford, 1931, Craik, 1947, Craik, 1948, Vince, 1948). Reaktionen auf unvorhergesehene Reize werden verzögert, wenn die Reize hochfrequent (etwa alle 400ms) auftreten, wohingegen Reaktionen auf vorhergesehene Reize ohne Zeitverzögerung ablaufen können (Loram et al., 2011, Gawthrop, 2009, Craik, 1947, Craik, 1948, Vince, 1948). Jedoch verhielt sich die Entwicklung zur Beschreibung der posturalen Kontrolle trotz anfänglicher Aufmerksamkeit träge, obwohl es mehrere allgemeine Anhaltspunkte im motorischen System für die intermittierende Kontrolle gab (e.g. Navas & Stark, 1968, Vallbo & Wessberg, 1993, Bye & Neilson, 2010). Zum Beispiel erkannten Vallbo & Wessberg (1993), dass die Ausführungen von langsamen Fingerbewegungen nicht kontinuierlich sind, sondern von Unregelmäßigkeiten geprägt ablaufen und erklärten dieses Phänomen mit einer intermittierenden zentralen Ansteuerung der Muskulatur (Vallbo & Wessberg, 1993). Erste Vermutungen (ohne direkte Überprüfung) in Richtung einer intermittierenden Kontrolle beim ruhigen Stehen wurden erst ein halbes Jahrhundert später von Loram & Lakie (2002b) und Jacono et al. (2004) angegeben (Loram & Lakie, 2002b, Jacono et al., 2004). Im ersten Fall ließen die Autoren Probanden in einer Vorrichtung ein inverses Pendel bewegen und untersuchten die verschiedenen Äquilibriumpositionen bei unterschiedlichen Pendelwinkeln zur Vertikalen. Die Autoren erklären diese Fähigkeit mit der intermittierenden ballistischen Anpassung von Gelenkdrehmomenten, was sie als „catch and throw“ Muster deklarieren (Loram & Lakie, 2002b). Jacono et al. (2004) deuten in ihren Ausführungen an, dass unter der Annahme, dass die generierte Stiffness unter dem kritischen Wert läge, das aufrechte Stehen nur über den Prozess von intermittierenden Aktivitätsspitzen in der Muskulatur erreicht werden könnte (Jacono et al., 2004).

Es sollen nachfolgend aktuelle Indizien und Evidenzen für die intermittierende Kontrolle präsentiert werden. Eine Studie untersucht die Fähigkeit ein inverses Pendel, das über eine elastische Verbindung mittels einer zwischenge-

schalteten Feder mit dem Handgelenk verbunden war, zu äquilibrieren (Übertrag auf das Stehen: die Feder stellt die nachgiebige Achillessehne dar (siehe hierzu Loram et al., 2005a)) (Lakie et al., 2003). Diese Anordnung implizierte, dass sich das Handgelenk und das Pendel im Durchschnitt gegensätzlich bewegten. Zudem wurde festgestellt, dass im Schnitt zwei bis drei Bewegungen der Hand von Nöten waren, um das Pendel, für jede unidirektionale Bewegung auszurufen. Diese Ausgleichs- bzw. Kontrollbewegungen der Hand erfolgten zeit-synchron und nicht phasenverschoben zu den Pendelbewegungen. Mehrere Schlußfolgerungen ergaben sich. 1. Die Kontrollbewegungen finden nicht kontinuierlich sondern intermittierend und unperiodisch statt. 2. Daraus lässt sich ableiten, dass die neuronale Kontrolle ebenfalls intermittierend abläuft und dass eine lineare Feedbackkontrolle ausgeschlossen werden kann, da unter Berücksichtigung der neuronalen Verzögerungszeit eine zeitsynchrone Kontrolle nicht stattfinden kann (Lakie et al., 2003). Später wurde dieses Ergebnis von Loram et al. (2005b) und Lakie & Loram (2006) bei Experimenten zum aufrechten ruhigen Stehen bestätigt (Loram et al., 2005b, Lakie & Loram, 2006). Hierbei wurden zum Beispiel gezeigt, dass im Mittel beim Stehen pro Sekunde 2,6 Änderungen in der Muskelbewegung (ca. alle 400ms) stattfanden (bzw. 2,8 Änderungen während einer unidirektionalen Körperschwankung) in Anlehnung an die oben angesprochene psychologische Refraktärzeit (Loram et al., 2005b, Vieira et al., 2012). Loram et alii. versuchen in ähnlicher Weise wie in den Experimenten zuvor die intermittierende Kontrolle auf elegante Weise indirekt nachzuweisen (Loram et al., 2006, Loram et al., 2009b, Loram et al., 2011). Beispielsweise verwenden hierzu Loram et al. (2006) eine Apparatur mit der man ein servomotorgetriebenes inverses Pendel mittels Joystick im Äquilibrium halten soll. Den Probanden wurde ein visuelles Feedback über ein Oszilloskop bereitgestellt. Obwohl hierbei das Drehmoment unterschiedlich ausfiel, verhielten sich die manuellen Adjustierungen der Probanden über alle Situationen stets gleich. Im Schnitt ergaben sich zwei bis drei Adjustierungen per Joystick während einer unidirektionalen Schwankung des inversen Pendels, was in Übereinstimmung zu den muskulären Aktivitätszeiten bei den vorher beschriebenen Untersuchungen ist. Somit vermuten die Autoren hinter diesem Mechanismus eine neuromuskuläre Eigenschaft: Analog zur psychologischen Refraktärzeit können in solchen Fällen vom neuromuskulären System lediglich alle 400ms Änderungen vorgenommen werden (Loram et al., 2006). Diese Ergebnisse wer-

den von daran angelehnten Methodiken bestätigt (Lakie & Loram, 2006, Loram et al. 2009b). In einem weiteren Joystick-Experiment stellen Loram et al. (2011) drei bedeutende Fragen:

1. Ist eine kontinuierliche Kontrolle notwendig?
2. Ist eine intermittierende Kontrolle effektiv?
3. Ist eine intermittierende Kontrolle eine natürliche oder befremdliche Erscheinung im physiologischen System? (Loram et al., 2011).

Die Probanden steuerten auch hier einen unidirektionalen Joystick um einen Punkt auf einem Oszilloskop zu steuern. Des Weiteren wurden sie entweder angewiesen, den Joystick kontinuierlich zu berühren oder sie sollten ihn lediglich mit leichten intermittierenden Berührungen betätigen (engl. gentle taps). Da die Aufgabe ebenso erfolgreich unter diskontinuierlicher Reaktion war, schlussfolgern die Autoren, dass eine kontinuierliche Kontrolle nicht notwendig ist. Intermittierende Kontrolle ist eine natürliche und effektive Form der Kontrolle (Loram et al., 2011). Da in diesen Untersuchungen lediglich das Feedback durch den Nicht-Berührungsvorgang unterbrochen wurde, handelt es sich hierbei um eine kontinuierliche Informationsaufnahme, jedoch intermittierende Reaktion: „*observe continuously, act intermittently*“ (Loram et al., 2011, S. 317).

In einem der ersten Beiträge, welche die intermittierende Kontrolle beim ruhigen Stehen zum Leitthema hat, diskutieren Bottaro et al. (2005) die Vorteile der intermittierenden gegenüber einer kontinuierlichen Form (Bottaro et al., 2005). Zum einen können Körperschwankungen durch intermittierende Einflüsse weicher (engl. smooth) abgebildet werden, was der Realität näher kommt, als jene, die durch gesteuerte Kommandos eines PID-Reglers erzeugt werden. Zum anderen ist ein solches System viel adaptiver bezogen auf wechselnde Standpositionen oder auf das Stehen auf unterschiedlichen Untergründen. Die Autoren geben auch eine Antwort auf die Frage, warum die intrinsische Gelenkstiffness dann nicht bei Null angesetzt ist, sondern einen je nach Gelenkposition relativ konstanten Wert annimmt (aber unterhalb des kritischen Wertes  $mgh$  liegt (Loram & Lakie, 2002a, Casadio et al., 2005)). Nach ihren Ausführungen verschafft sich der Körper die notwendige Zeit, um adäquate intermittierende Kontrollkommandos zu geben, was wohl bei einer intrinsischen Stiffness von Null nicht möglich wäre. Demnach bewegt sich der Körperfluktationsprozess stets zwischen ökonomischen Gesichtspunkten (mit zunehmendem Winkel wird die Gegenmaßnahme schwieriger) und der Robustheit des Gleichgewichts (die

Neigungsrate in eine beliebige Richtung nimmt mit zunehmendem Winkel ab). Die intermittierenden Kommandos sind dabei nicht rein periodischer Natur. Bottaro et al. (2005) sprechen daher von einem „residual chattering of an intermittent process“ (Bottaro et al., 2005).

In einer Modellsimulation von van der Kooij & de Vlugt (2007) vergleichen die Autoren erstmalig beide Ansätze miteinander (Simulation und unter dynamischen Bedingungen) und kommen zu dem Schluss, dass das posturale Kontrollsystem eher durch ein kontinuierliches Feedbacksystem abgebildet werden kann (van der Kooij & de Vlugt, 2007). Diese These wird jedoch gleich doppelt abgemildert. Zum einen stellen die Autoren fest, dass die Simulation lediglich auf perturbiertes System angewendet wurde und nicht auf andere Situation naiv übertragen werden kann. Zum anderen erklären sie: „*Although pure intermittent control is inconsistent with our experimental observations, we cannot rule out that intermittent control exists*“ (van der Kooij & de Vlugt, 2007, S. 741).

Warum sollte eine intermittierende Kontrolle einer kontinuierlichen Kontrolle vorgezogen werden? Schließlich ist von einem ingenieurwissenschaftlichen Standpunkt gesehen der Intermittierungs-Vorgang mit einem vermeintlichen Ignorieren von unter Umständen brauchbarer Information verbunden. Diese Annahme könnte auch im physiologischen Sinne bei der Beschreibung der menschlichen Kontrollprozesse zutreffen. Beispielsweise war das Ergebnis einer Studie, dass je niedriger die Frequenz einer visuellen Feedback-Informationen präsentiert wurde, desto geringer war der Erfolg eine konstante Kraftkurve mit einem Finger zu erzeugen (die Probanden sollten 40% der Maximalkraft isometrisch leisten) (Slifkin et al., 2000). Jedoch lassen sich gegenüber einer kontinuierlichen Kontrolle Vorteile ausmachen. Loram et al. (2011) betonen: „*intermittent periods of zero control activity, offers four powerful advantages: it (i) provides temporary elimination of noise associated with executing a motor action, (ii) provides known periods when the load is not influenced by control action which allows clearer observation of the system being controlled, (iii) allows abrupt, higher frequency control stimulation, and (iv) allows economical, fatigue-resistant control*“ (Loram et al., 2011, S. 319).

Ein weiteres Indiz ist, die Bewältigung der neuronalen Verzögerungszeiten (engl. time-delays), was als größter Angriffspunkt für theoretische Modelle mit kontinuierlicher Kontrolle angesehen wird. Morasso & Schieppati (1999) erwar-



ten, dass ein Delay von 50ms schon ausreicht, um das posturale System generell in eine Ungleichgewichtssituation zu bringen (Morasso & Schieppati, 1999). Durch diese Verzögerung kann ein perfektes stabiles Gleichgewicht generell nie erreicht werden. Peterka (2002) setzt die Feedback Latenzzeit großzügig bei 0,2s an (Peterka, 2002). Nach älteren Schätzungen liegt die Majorität der Latenzzeiten bei ca. 80-100ms (van der Kooij et al., 1999, van der Kooij et al., 2001, Peterka, 2000). Laut Masani et al. (2008) nimmt aber allein schon der transkortikale Loop eine Latenzzeit von ca. 80ms ein (Masani et al., 2008). Die Verzögerungszeit setzt sich grob aus folgenden Komponenten zusammen: 1. Feedback-Delay (ca. 40ms) (vgl. Ackermann et al., 1991, Lavoie et al., 1995), 2. Integration des afferenten Signals und efferentes Delay des motorischen Kommandos (ca. 40ms) (e.g. Applegate et al., 1988), 3. Generierung des mechanischen Drehmoments durch die Muskulatur (<100ms) (Masani et al., 2008).

Asai et al. (2009) untersuchen die Auswirkungen einer intermittierenden Kontrolle im Feedback auf den Output eines PD-Reglers und kommen zu der Aussage, dass sich die Problematik der neuronalen Latenzzeiten hierdurch reduzieren lassen (Asai et al., 2009). Jedoch ist es sehr wahrscheinlich, dass sich das posturale Kontrollsystem nicht adäquat durch einen linearen Regler wie einen PD- oder PID-Regler abbilden lässt. Diese Form der intermittierenden Kontrolle weicht von dem Konzept von Loram et al. (2011) oder Gawthrop et al. (2011) ab, in dem eine kontinuierliche Abtastung erfolgt (Loram et al., 2011, Gawthrop et al., 2009, Gawthrop et al., 2011, Asai et al., 2009). Auch Gawthrop et al. (2011) können darlegen, dass die Problematik der Latenzzeiten mit Hilfe der intermittierenden Kontrolle gelöst werden kann (Gawthrop et al., 2011). Zudem ist im Sinne der notwendigen Prädiktion auf Grund der Latenzzeiten eine intermittierende Kontrolle gegenüber der kontinuierliche Kontrolle weniger rechenaufwendig (Gawthrop et al., 2009, Gawthrop et al., 2011). Im Hinblick auf die Latenzzeiten schreiben van de Kamp et al. (2013): „*intermittent control provides for a time consuming online optimization process which lies at the heart of flexible predictive control*“ (van de Kamp et al., 2013, S. 10).

Es existieren jedoch nur vereinzelte Untersuchungen, die den Vergleich zwischen beiden Kontrollformen beim ruhigen Stehen forcieren. Nomura et al. (2013) zum Beispiel halten die intermittierende Kontrolle für wahrscheinlich (Nomura et al., 2013). Sie überprüften anhand eines inversen Pendelmodells, ob die posturalen Schwankungen eher durch die kontinuierliche oder durch die

intermittierende Kontrolle abbildbar sind.

Die These, dass die posturale Kontrolle von zentral intermittierend abläuft, wird metaphorisch von Fitzpatrick & Gandevia (2005) so beschrieben: „*The behaviour resembles keeping a balloon in the air by repeated hits. Over time, the balloon maintains a mean position, which might seem an equilibrium point, but at no time does it stay in static equilibrium; it is either being accelerated upward as it is hit or it is in free fall*“ (Fitzpatrick & Gandevia, 2005, S. 2). Hierbei sollte jedoch betont werden, dass in Wirklichkeit mehr als nur eine Kontrollreaktion pro Zyklus stattfindet (hier soll ein Zyklus das einmalige Auf-und-Ab des Ballons repräsentieren); somit ist dieses Zitat wirklich nur figurativ zu verstehen. Aus den vorherigen Ausführungen ist bekannt, dass für die Aufrechterhaltung eines inversen Pendels (im natürlichen als auch artifiziellen Sinne) und der Kontraktionsmuster der Muskulatur beim ruhigen Stehen zwei bis drei Reaktionen pro Zyklus (hier soll ein Zyklus mit der einmaligen Vor- und Zurück-Bewegung des inversen Pendels oder des aufrecht stehenden Körpers assoziiert werden) (Loram et al., 2005b, Vieira et al., 2012).

Mit der Thematik eng verwoben, ist die Frage, was der Ursprung der CoP-Fluktuationen (bzw. auch der Körperschwerpunktfluktuationen) sein kann. Die kontinuierliche Kontrolle ist ein Produkt e.g. aus der Theorie der Stiffness-Kontrolle (Winter et al., 1998, Winter et al., 2001) oder der Theorie des „rembling“ und „trembling“ (Zatsiorsky & Duarte, 1999, Zatsiorsky & Duarte, 2000) und ist ebenso Konsequenz der Modellsimulationen mit Hilfe von PD- oder PID-Reglern (diese wurden zuvor erläutert) (e.g. Peterka, 2000, Maurer & Peterka, 2006, Masani et al., 2008, Welch & Ting, 2009). Mit ihr geht die sogenannte „asymptotische Stabilität“ einher, was man als Konvergenz des Gleichgewichts hinsichtlich eines Punktattractors ansehen kann, die für den Prozess der posturalen Kontrolle angenommen wird. Der Begriff Punktattractor entstammt aus der Theorie dynamischer Systeme und beschreibt grob einen Zustand (in diesem Fall ein einzelner Punkt), auf das sich das dynamische System über die Zeit zubewegt. Nach Bottaro et al. (2005) würde unter Annahme der asymptotischen Stabilität das destabilisierende (divergente) Kraftfeld der Gravitation durch ein stabilisierendes (konvergentes) Feld ersetzt, das die Masse kontinuierlich zu einem Punkt anzieht (Punktattractor) und den Gleichgewichtsprozess symbolisiert (Bottaro et al., 2005). Da das System analog zu dieser Theorie wenige inhärente Schwankungen besäße, wären die beobachtbaren



Fluktuationen nur durch zusätzliches, überlagertes Rauschen erzeugbar (e.g. endogene Rauschquellen, wie neuronales Rauschen, Rauschen aufgrund des Herzschlages, Rauschen wegen der Atmung, etc.), wie es in den typischen Modellsimulationen des einfachen inversen Pendels auch angewandt wird (Bottaro et al., 2005, Suzuki et al., 2012). Es ist jedoch fraglich in wie weit dieses in Modellen/Theorien zugeführte Rauschen physiologischer Natur sein kann. Auf der anderen Seite schlagen Bottaro et al. (2005, 2008) eine abgeschwächte Form der Stabilität vor, die konform mit der intermittierenden Kontrolle ist (engl. bounded stability) (Bottaro et al., 2005, Bottaro et al., 2008). Im Gegensatz zur asymptotischen Stabilität benötigt diese Form keine zusätzlichen Rauscheinflüsse, und beschreibt den posturalen Kontrollprozess als deterministischen Mechanismus. Da nun die endogenen Perturbationen zumindest vom Herzschlag und der Atmung her quantifizierbar sind (Conforto et al., 2001, Schmid et al., 2004) - die Stärke des Störeinflusses im Sinne einer am einfachen inversen Pendelmodells ausgeübte Drehkraft am oberen Sprunggelenk beträgt demnach ca. 0,4N in anterior-posteriorer und höchstens 0,1N in medial-lateraler Richtung (e.g. Suzuki et al., 2012, Nomura et al., 2013), was bezogen auf eine Normalperson einen Bruchteil des Gesamtdrehmoments  $mgh$  ausmachen würde, insgesamt ca. 0,4Nm (Nomura et al., 2013) -, wird die Frage lauter, wie und wo die vermehrten Rauscheinflüsse, sodass von einer asymptotischen Stabilität die Rede sein kann, generiert werden, um die inhärenten beobachtbaren Körperschwerpunktfluktuationen beschreiben zu können (Bottaro et al., 2008).

Jedoch können beide Theorien - die kontinuierliche als auch die intermittierende Kontrolle - die CoP-Schwankungen sehr genau reproduzieren, was unter Umständen auf der strikten Vereinfachung des inversen Pendelmodells basiert und das Problem folglich zu stark simplifiziert (Suzuki et al., 2012). Aus diesem Grund untersuchen Suzuki et al. (2012) diese Thematik anhand eines doppelten inversen Pendelmodells, was bis dato die aktuelle Entwicklung widerspiegelt (Suzuki et al., 2011, Suzuki et al., 2012).

Nach anderen Auffassungen könnten auch Mischformen zwischen intermittierenden und kontinuierlichen Kontrollprozessen stattfinden oder zumindest eine situationsabhängige Charakteristik aufweisen (e.g. Morasso, 2011, Saha & Morasso, 2012).

Analog zu den getätigten Ausführungen scheint es zusätzlich wichtig zu sein, sich über den Ursprung der posturalen Kontrolle gewahr zu werden. Dies soll im

nachfolgenden Abschnitt skizziert werden.

### 2.1.8 Ursprung und Charakteristika des Gleichgewichtsprozesses

Das Gleichgewicht des menschlichen Körpers kann im herkömmlichen mechanischen Sinne nicht als stabiles Gleichgewicht bezeichnet werden. Denn in der Definition eines stabilen Gleichgewichts bewirkt eine geringfügige Perturbation in eine beliebige Richtung eine gegensätzliche Kraft, die das Objekt in die ursprüngliche Gleichgewichtslage zurück beschleunigt. Ebenso liegt auch kein labiles Gleichgewicht vor, denn eine geringe schon infinitesimale Auslenkung würde zum vollständigen Verlassen des Gleichgewichtszustandes führen (Tipler & Mosca, 2009). Die vermeintliche Gleichgewichtslage bzw. ein Gleichgewichtspunkt wird in der Realität nie mehr exakt erreicht oder über eine relativ lange Zeitspanne beibehalten. Mehrere Dinge sind nun entscheidend. Der Gleichgewichtsprozess ist alles andere als statisch, sondern ist dynamischer Natur. Die Dynamik äußert sich in Körperschwerpunktfluktuationen und diese generieren die CoP-Fluktuationen. Trotz dieser Variationen ist das ruhige aufrechte Stehen, obwohl ein relativ hoher Körperschwerpunkt (CoM) ( $<1\text{m}$ ) über einer relativ kleinen Unterstützungsfläche (engl. base of support) vorhanden ist (ca.  $0,1\text{m}^2$ ), dennoch aus evidenz- und erfahrungsbasierter Sicht hoch präzise und alles andere als labil oder rigide. Daraus ergibt sich, dass der menschliche Körper angesichts des labilen Aufbaus (Redundanz der Freiheitsgrade) einen sehr präzisen Mechanismus besitzen muss, welcher als posturaler Kontrollprozess bekannt ist. Hinsichtlich der Variabilität existieren hierbei jedoch sehr unterschiedliche Ansichten, die nun skizziert werden sollen: Die Schwankungen

- sind ein Resultat aus internen Perturbationen, die auf Grund von internen mechanischen Einflüssen bestehen,
- entstammen aus einem intrinsischen Rauschen (engl. Noise) im neuromuskulären System oder aus Fehlern in der Generierung von Kräften zur Stabilisierung des Gleichgewichts oder
- sind zweckmäßiger Natur und werden vom ZNS intendiert und kommandiert. Sie weisen aus diesem Grund eine funktionelle Komponente auf.

Grundsätzlich muss erwähnt werden, dass eine solche Trichotomisierung der Ursprünge der posturalen Schwankungen nur den Zweck hat, die unterschiedlichen Erklärungsansätze zu verstehen. Es sollen aber trotzdem Überschneidun-

gen und Vermischungen zwischen den Einzelnen Aussagen möglich sein.

Die beiden ersten Punkte sind eng verbunden, wird hier der Variabilität keinerlei Funktion beigemessen. Der letzte Punkt zieht ein Problem nach sich. Wenn annahmegemäß die Körperschwankungen zum Erfolg der Stabilität beitragen und physiologisch sind, was ist dann die genaue Funktion dieser Variabilität, bzw. wie tragen die Schwankungen zu der Stabilität des Mechanismus bei? Innerhalb dieses Abschnitts sollen die einzelnen Ansichten erläutert werden.

Eine mechanische Interpretation von Körperschwerpunktschwankungen ist sehr alt (e.g. [Mosso, 1884](#)). In der Literatur sind dabei am besten der Einfluss des respiratorischen Systems und jener des Herzschlages und des kardiovaskulären Systems (Hämodynamik) untersucht. In Frequenzanalysen (PSD, 4 Minuten Standzeit) konnten verschiedene Frequenzbereiche ausgemacht werden und auch solche, die mit dem respiratorischen (0,3-0,45Hz analog zu 18-27 Atemzügen pro Minute) oder dem hämodynamischen (1,05-1,35Hz analog zu 63-81 Herzschlägen pro Minute) System vereinbar sind ([Soames & Atha, 1982](#)). Jedoch wurden in diesem Experiment die physiologischen Perturbationssignale nicht simultan gemessen. Dies wurde in einer anderen Untersuchung durchgeführt und es konnte gezeigt werden, dass die posturalen CoP-Schwankungen teilweise durch die Störreize der Atmung erklärt werden konnten ([Hunter & Kearney, 1981](#)). Dieses Ergebnis ist von weiteren Studien belegt worden ([Schmid et al., 2004](#), [Caron et al., 2004](#)). Beispielsweise führt die zeitweise Unterbrechung der Atmung (Apnoe) zu einer Reduktion der CoP-Schwankungen ([Caron et al., 2004](#)), wohingegen eine durch sportliche Betätigung forcierte Respiration eine Vergrößerung der CoP-Schwankungen zur Folge hat ([Nardone et al., 1998](#)). Die von der Respiration ausgelöste Perturbation beim ruhigen Stehen wird nach diversen Untersuchungen zwischen 9 und 20% geschätzt ([Hunter & Kearney, 1981](#), [Bouisset & Duchêne, 1994](#), [Schmid et al., 2004](#)).

Demgegenüber lassen sich lediglich 5% des Gesamtdrehmoments auf die Hämodynamik zurückführen ([Schmid et al., 2004](#)). Wie bereits zuvor erwähnt, sind die durch den Herzschlag erzeugten Kräfte (engl. cardiac activity force) von geringem Ausmaß - ca. maximal 0,4N ([Conforto et al., 2001](#)). Nichts desto trotz zeigen [Conforto et al. \(2001\)](#), dass die posturalen Schwankungen mit den geringen Kräften der Hämodynamik synchronisiert sind, was zeigt, dass die Hämodynamik ein möglicher Kandidat interner Perturbationen ist ([Conforto et al., 2001](#)). In neuesten Modellsimulationen wird deshalb auch dieser Einfluss in

Berechnungen zu inversen Pendeldynamiken implementiert (Nomura et al., 2013). Jedoch lassen sich die CoP-Fluktuationen nicht allein über die internen mechanischen Kräfte (Hämodynamik und Respiration) erklären: „*The application of a regular perturbing force (as might be expected from the respiratory or cardiovascular systems) [...] does not produce a time series comparable to that observed in quiet standing*“ (Myklebust et al., 1995).

Eine weitere Ansicht, wie der Ursprung der posturalen Schwankungen gedeutet werden kann, besteht darin, die Fluktuationen als Rauschen (engl. noise) zu interpretieren (e.g. Winter et al., 1998). Rauschen ist omnipresent im neuromuskulären System (Faisal et al., 2008, Schubert, 2013). So verwenden Modellsimulationen, die ingenieurwissenschaftlich geprägt sind, für die Generierung der Schwankungen der posturalen Kontrolle einen zusätzlichen Rauscheinfluss (Peterka, 2000, Masani et al., 2003, Maurer & Peterka, 2005, Masani et al., 2006, Kiemel et al., 2006, van der Kooij & de Vlugt, 2007). Zum Beispiel inkludieren Van der Kooij et al. (2001) eine Form von sensorischen Rauschen in ihren Modellsimulationen (van der Kooij et al., 2001), wohingegen andere Autoren lediglich eine unspezifizierte Form hinzufügen (e.g. Peterka, 2000, Peterka, 2002, Maurer & Peterka, 2005). Eine weitere Arbeitsgruppe (e.g. Kiemel et al., 2002, Kiemel et al., 2006) bezieht den Rauscheinfluss weiterhin auf sogenanntes „computational noise“, derjenigen Rauschkomponente, die durch das Prozessieren des Kontrollsystems entsteht und in ingenieurwissenschaftlichen Betrachtungen unterschlagen wird (hier dienen Computersysteme als Prozessierungseinheiten, die hinsichtlich der internen Berechnungen fehlerfrei sind). Den Arbeiten ist gemeinsam, dass ein weißes Rauschen zum Signal addiert wird. Weißes Gaussches<sup>18</sup> Rauschen ist charakterisiert durch eine randomisierte Abfolge von Werten, die um einen spezifizierten Mittelwert mit fester Varianz angeordnet sind, und im Leistungsspektrum einen konstanten Verlauf hat. Aufeinanderfolgende Werte sind unabhängig voneinander, weshalb die entstehenden Zeitreihen keinerlei zusätzliche (neben Mittelwert und Varianz) Information enthalten.

Die Ansicht, dass die CoP-Schwankungen Ausdruck von weißem Rauschen sind, lässt sich mit dem konventionellen / traditionellen Standpunkt, wie im Allgemeinen die Funktion von Variabilität im motorischen System interpretiert wird, vereinbaren. Dieser wurde von den Ansichten der *Informationstheorie*

---

<sup>18</sup> Bezeichnet nach dem Mathematiker Johann Carl Friedrich Gauss (1777-1855).

maßgeblich beeinflusst, weshalb man in der Motorikforschung vom informationstheoretischen Standpunkt spricht (Shannon, 1948, Newell & Slifkin, 1998, Birklbauer, 2006). Dem traditionellen Standpunkt entsprechend wird die auftretende Variabilität in Bewegungen als unerwünschtes Rauschen ohne jegliche Information und Funktion angesehen, wie es beispielsweise in der Schematheorie vorausgesetzt wird (e.g. Schmidt, 1975). Slifkin & Newell (1998) schreiben: „*over the past 50 years, such deviations have generally been interpreted as task-irrelevant errors, random events, or, more commonly, noise*“ (Slifkin & Newell, 1998, S. 170f). Bezogen auf die CoP-Fluktuationen hieße dies, die Schwankungen wären dadurch charakterisiert, dass sie ein Ergebnis einer randomisierten Abweichung des CoP von einer optimalen Position wären. Folglich wären die CoP-Schwankungen stetige Fehler, die durch muskuläre Aktivität kompensiert werden müssten. Da jedoch das neuromuskuläre System selbst wieder von Fehlern bestimmt ist, kann niemals das optimale stabile Gleichgewicht erreicht werden. Fehler im Gleichgewichtsprozess werden - in diesem Sinne - definiert durch den Fehler zur Ermittlung der optimalen Referenzposition und durch Fehler innerhalb der gleichgewichtserhaltenden Regulationsprozesse. Bei den CoP-Schwankungen interessiert demnach lediglich das Ausmaß der Variabilität, was mit einfachen statistischen Kennwerten wie der Standardabweichung oder der Spannweite beschrieben werden kann (e.g. Davids et al., 2006). Dies ist vor allem auch dadurch begründet, dass man eine Erhöhung der Variabilität (im Sinne eines Fehlers) mit einer Verschlechterung der Bewältigung einer motorischen Aufgabe (engl. performance) gleichsetzte (Newell et al., 1993, Stergiou & Decker, 2011).

Jedoch lastet dieser Ansicht das Problem an, dass der Entstehungsmechanismus der Variabilität relativ uninteressant bleibt. Im Allgemeinen und ungebunden an die unterschiedlichen Sichtweisen der Motorik resultiert motorische Variabilität nach heutiger Sicht aus der Redundanz der Freiheitsgrade sowie aus der inhärenten Nichtlinearität (Schwellenwerte) der neuronalen Signalübertragung (zur Übersicht siehe e.g. Riley & Turvey, 2002, Davids et al., 2006, Schubert, 2013). Dabei geht man davon aus, dass diese Eigenschaften dem posturalen Kontrollsystem nicht zum Nachteil gereicht werden. Im Allgemeinen deutet die *moderne Sichtweise der motorischen Variabilität* die inhärenten Variationen repetitiver Bewegungsausführung (Bewegungen können per se niemals identisch ausgeführt werden) als funktionelle Eigenschaft des Organismus.

Ebenso werden die posturalen Fluktuationen bei gesunden Personen als dem Körper zuträglich interpretiert. Dass inhärente Variabilität durchaus positive Konsequenzen mit sich bringt, kann an dem physikalischen Prinzip der stochastischen Resonanz erklärt werden (Benzi et al., 1981, Benzi et al., 1982, Benzi et al., 1983, Gammaitoni et al., 1998, McDonnell et al., 2008, McDonnell & Abbott, 2009, Gammaitoni et al., 2009, McDonnell & Ward, 2011). Stochastische Resonanz bezeichnet ein Phänomen, wonach in einem System die Qualität eines generierten Signals durch die Anwesenheit von Hintergrundrauschen verbessert werden kann. *„Stochastic resonance [...] is now broadly applied to describe any phenomenon where the presence of internal noise or external input noise in a nonlinear system provides a better system response to a certain input signal than in the absence of noise“* (McDonnell et al., 2008, S. 6). Ursprünglich wurde es benutzt, um die geophysikalische Periodizität der Eiszeiten zu erklären (Benzi et al., 1981, Benzi et al., 1982, Benzi et al., 1983). Zur Vereinfachung stelle man sich ein unterschwelliges periodisches Signal vor, auf welches ein Rauschsignal additiv überlagert wird. Da das Signal per definitionem unterschwellig ist, wird ohne zusätzliche Komponente kein Systemoutput generiert. Durch die Einführung von Rauschen mit adäquater Amplitude ist die Überschreitung des Schwellenwertes bei Wellenbergern besonders wahrscheinlich. Es ergibt sich für die Qualität des Systemoutputs das Bild, dass sich die Zahl der Systemoutputs an Wellenbergern häuft und an Wellentälern vermindert. Zur Gegenüberstellung: Ein periodisches überschwelliges Signal führt einmalig bei der Überschreitung des Schwellenwertes zum Systemoutput. Damit kann über die Charakteristik oder die Morphologie des Inputs keine Aussage getroffen werden. In biologischen Systemen sind Schwellenwerte (also Nichtlinearität) immanent, insbesondere im Bereich der Sensorik. Die Theorie der stochastischen Resonanz konnte auch beim ruhigen Stehen bekräftigt werden. Die Studien von Priplata et alii. (2002, 2003) zum Beispiel zeigen, dass spezifische Vibrationsstimuli, die man sohlenwärts appliziert, den CoP-Verlauf von Älteren dem von jüngeren Personen angleichen kann, was über die verbesserte somatosensorische und taktile Sensorik im Sinne der stochastischen Resonanz erklärt wurde (Priplata et al., 2002, Priplata et al., 2003).

Wie sollen die entstehenden Schwankungen innerhalb des posturalen Kontrollprozesses also verstanden werden? Bezogen auf den posturalen Kontrollprozess können die Schwankungen als ein notwendiges Mittel angesehen werden,



um die für die Sensorik unterschwellig, da sehr langsamen, Schwankungen in gewissem Maße überhaupt detektieren zu können. Stochastische Resonanz ist ein physikalisches Prinzip, das eine mögliche Erklärungsgrundlage für die Funktionalität der motorischen Variabilität bereitstellen kann. Nachfolgend wird der Einblick in die moderne Sichtweise der Variabilität vertieft.

Es zeichnete sich mit dem Einzug der modernen Sichtweise ein Paradigmenwechsel in der Motorikforschung ab (e.g. Birklbauer, 2006, Schubert, 2013). Die moderne Sichtweise gründet sich auf verschiedene Forschungsgebiete - darunter z.B. die Theorie dynamischer Systeme und die Chaostheorie (Mandelbrot & van Ness, 1968, Argyris et al., 2010), die Synergetik (Haken, 1982), oder der „Ecological Approach“ der Wahrnehmungspsychologie (e.g. Gibson, 1986). Allen Ansätzen ist gemeinsam, dass aus systemtheoretischer Perspektive das Zusammenspiel der Einzelelemente entscheidend ist, um Muster im Systemoutput zu generieren. Dabei ist das Zusammenwirken vor allem über nichtlineare Interaktionen geprägt. Abänderungen der initialen Eigenschaften können generell zu vollkommen unterschiedlichen Systemverhalten führen, was metaphorisch als „das Ganze ist mehr als die Summe seiner Teile“<sup>19</sup> bekannt ist. Zudem wird auf Grund der entstehenden Komplexität die sich ergebende Struktur oftmals verschleiert. Zum Beispiel können Variationen den Anschein erwecken, sie seien randomisierten Ursprungs, verfügten jedoch über einen deterministischen Entstehungsmechanismus (Newell & Slifkin, 1998). Zur Veranschaulichung sei ein Standradbeispiel gewählt. Die logistische Abbildung ist iterativ definiert: 1. Wähle einen Anfangswert  $x$  zwischen 0 und 1<sup>20</sup>. 2. Man subtrahiere  $x^2$  von  $x$  und multipliziere die Differenz mit einem Parameter  $r$  - also mit einem für den Iterationsprozess konstanten Wert und nimmt das Ergebnis als neuen Wert  $x$  (vgl. Smith, 2007). Für bestimmte  $r$  zeigt die Abbildung chaotisches Verhalten - dies bedeutet, dass der Prozess generell deterministisch ist (da wir eine klare Iterationsvorschrift ohne Zufallszahlen gewählt haben), aber eine geringe Abweichung des Parameters  $r$  zu unvorhersehbarem Verhalten führt (Smith, 2007, vgl. auch Schubert, 2013). Im Gegensatz zu einem deterministischen Prozess ist ein stochastischer Prozess geprägt von Zufallsmechanismen, resultiert demnach

---

<sup>19</sup> Dieser Ausdruck ist in inhaltlich ähnlicher Form bereits bei Aristoteles (384 v.Chr. - 322 v.Chr., Philosoph) in seinem Werk „Metaphysik“ zu lesen.

<sup>20</sup> Die logistische Abbildung diente ursprünglich als mathematisches Modell zur Beschreibung von Populationsdynamiken. Der Wert zwischen 0 und 1 entspricht einem relativen Populationswert.

in vollkommen unvorhersehbaren Ergebnissen.

Der angesprochene Paradigmenwechsel der Motorikforschung äußerte sich in verschiedenen einschlägigen Werken (e.g. Newell & Corcos, 1993, Newell & Slifkin, 1998, Slifkin & Newell, 1998, Stergiou, 2004, Davids et al., 2006, Birklbauer, 2006, Stergiou et al., 2006, Harbourne & Stergiou, 2009, Stergiou & Decker, 2011, Schubert, 2013).

Die moderne Sichtweise sieht Variabilität als Prinzip jeglicher Bewegung: „*Variabilität ist demzufolge eine wesentliche Grundlage der Systemflexibilität in der Auseinandersetzung mit der Umwelt*“ (Loosch, 1997, S. 300). Im Gegensatz dazu, dass Fluktuationen von weißem Rauschen dominiert sind, nimmt man an, die Variabilität sei ein explorativer Prozess und habe funktionellen Charakter. Dessen Aufbau folge also einer sich daraus ergebenden inneren Struktur. Demnach sollte gerade die Variabilität von Bewegungen eine besondere Berücksichtigung zur Evaluation von Bewegung erfahren. Latash (2006) schreibt: “[...] *characteristics of motor variability provide important windows into the organization of movements*” (Latash, 2006, S. 47). Die innere Struktur lässt sich allerdings mit solchen globalen Mitteln wie e.g. der statistischen Standardabweichung nicht erfassen.

Aus dem Ansatz, dass Variabilität funktionellen Charakter aufweist, resultieren sehr viele differenzierte mathematische Ansätze zur Beschreibung von auftretenden Variationen (e.g. Caballero et al., 2014), welche in mannigfaltigen physiologischen Systemen Einsatz fanden: Zum Beispiel Herzfrequenzmessungen, EEG-Zeitreihen, Schrittdauern, CoP-Zeitreihen (e.g. Lipsitz & Goldberger, 1992, Stergiou, 2004, Stam, 2005, Wu et al., 2009, Stergiou & Decker, 2011, Kirchner et al., 2012a, Kirchner et al., 2014).

Nach traditionellen Gesichtspunkten hat man ebenso die CoP-Schwankungen als für den Gleichgewichtsprozess abträglich tituliert. Diese Ansicht stammt einerseits von der zuvor genannten Beschreibung der motorischen Variabilität des Systems einerseits, aber auch von zahlreichen Studien andererseits, die eine Erhöhung der CoP-Fluktuationen im Sinne des Ausmaßes der Körperschwankungen mit verminderter Gleichgewichtsfähigkeit korrelierten. So zeigten Untersuchungen, dass traditionelle (globale) Parameter signifikant höhere Werte bei verschiedenen Patientenkollektiven (e.g. Diener et al., 1984a, Rocchi et al., 2002), mit dem Alterungsprozess (e.g. Maki et al., 1990), bei der Wegnahme visuellen Inputs (e.g. Schieppati et al., 1994), etc.. Nach diesem Schema würde



gelten, dass ein erhöhtes Schwankungsausmaß mit einer Verschlechterung der posturalen Stabilität einhergehen würde. Jedoch existieren hierbei keine einheitlichen Tendenzen, sondern kontroverse Ergebnisse. Zum Beispiel äußert Winter (1995): „*The question arises as to whether increases in the amplitude of the COP under these very safe conditions is necessarily an indication of loss of balance, especially when some major pathologies report a decrease in COP amplitude, and children have larger excursions similar to the elderly*“ (Winter, 1995, S. 199). Des Weiteren betont Błaszczyk (2008) in einem neueren Beitrag: „*The problem, however, of identifying postural instability in the elderly and in patients with neurodegenerative disease using force-plate posturography, is still unsolved. [...] For instance, an increased postural sway during quiet stance is not usually conclusive evidence for postural instability*“ (Błaszczyk, 2008, S.51).

Übereinstimmend mit der modernen Ansicht der motorischen Variabilität wurden die CoP-Fluktuationen als ein explorativer Suchprozess nach den Stabilitätsgrenzen diskutiert, also als funktionelle Komponente in den Gleichgewichtsprozess integriert (e.g. Riccio, 1993, Riley et al., 1997, van Emmerik & van Wegen, 2000, van Emmerik & van Wegen, 2002). Hintergrund ist, dass die für die Gleichgewichtserhaltung bedeutenden Rezeptoren (somatosensorisch, vestibulär, visuell) durch die Körperschwerpunktschwankungen ständige Veränderungen wahrnehmen (nicht zuletzt durch das Prinzip der stochastischen Resonanz), die dem ZNS mitgeteilt werden. Somit können absolute Differenzen und relative Differenzen pro Zeiteinheit gebildet werden, welche eine viel umfassendere Abtastung der Umwelt ermöglicht als dies bei einer starren und regungslosen Gleichgewichtsregulation der Fall wäre (Riccio, 1993, Riley et al., 1997, Riley & Turvey, 2002). Nach der modernen Perspektive sind die CoP-Fluktuationen also notwendig, um sensorische Informationen aufnehmen zu können und ein exploratives Verhalten zu gewährleisten.

Eine Folge dieser Betrachtung ist, dass die Körperschwerpunktfluktuationen in der Literatur seit den 90er Jahren des 20. Jahrhunderts bis dato auch mit immer komplexeren Methoden evaluiert wurden (e.g. Collins & De Luca, 1993, Duarte & Zatsiorsky, 2000, Duarte & Zatsiorsky, 2001, Błaszczyk, 2008, Kirchner et al., 2012a). Ein Grundgedanke für die Entwicklung und den Einsatz dieser Methoden ist die Beschreibung der CoP-Fluktuationen auf *struktureller Ebene*. So können verschiedene Zeitreihen hinsichtlich ihrer Variabilität im traditionellen Sinne z.B. die gleiche Standardabweichung aufweisen, aber bezogen auf ihre

Struktur vollkommen unterschiedliche Eigenschaften besitzen (e.g. Schubert, 2013). Ein praktisches Beispiel ist hier die Unterscheidung zwischen verschiedenen Rauscharten. Beispielsweise lassen sich artifizielle Zeitreihen konstruieren, die einen identischen Mittelwert und identische Varianzen haben, aber unterschiedliche Leistungsspektren besitzen (siehe hierzu e.g. **Abbildung 3.1** aus Schubert, 2013). Im Gegensatz zu weißem Rauschen besitzt sogenanntes pinkes Rauschen (oder auch  $1/f$ -Rauschen) eine Struktur, die sich am besten als *fraktale Struktur* beschreiben lässt. Dies bedeutet, dass die Zeitreihe auf unterschiedlichen Zeitskalen ähnliche Verläufe aufweist (man spricht daher auch von Langzeitkorrelationen). Es lassen sich ganze Zeitreihenabschnitte (oder zumindest ähnliche) auf immer kleineren Skalen wiederfinden, weshalb hierbei auch der Begriff Selbstähnlichkeit (Fraktalität) Verwendung findet. Eine Übersicht wird in Schubert (2013) dargeboten (Schubert, 2013). Mathematische Verfahren, die solche komplexen Strukturen aufdecken können, wurden zahlreich bei der Untersuchung von CoP-Zeitreihen (anterior-posterior und medial-lateral) eingesetzt. Dabei kam man schon früh zu der Erkenntnis, dass CoP-Verläufe komplexe Strukturen aufweisen (e.g. Newell et al., 1993, Collins & De Luca, 1993, Collins & De Luca, 1994, Yamada, 1995, Duarte & Zatsiorsky, 2000, Duarte & Zatsiorsky, 2001, Delignières et al., 2011). Komplexe Charakteristika entstehen besonders dann, wenn das generierende System von nichtlinearen Gesetzen beherrscht wird. Dies ist in der posturalen Regulation der Fall, denn beispielsweise werden muskuläre Mechanismen von elastischen und dämpfenden Eigenschaften und das neuronale System von Informationsprozessierungen, denen Schwellenwerte und Zeitverzögerungen inhärent sind, bestimmt (e.g. Błaszczyk & Klonowski, 2001).

Der explorative Charakter der CoP-Ortsveränderung kann auch folgendermaßen interpretiert werden. Da gesunde Systeme CoP-Zeitreihen produzieren, die verschiedene Zeitskalen im Sinne einer fraktalen Struktur besitzen (Lipsitz & Goldberger, 1992, Vaillancourt & Newell, 2002, Goldberger et al., 2002, Stergiou et al., 2006), fehlt es krankhaften Systemen, denen ein Teil dieser Strukturen abhanden gekommen sind, an notwendigen Mechanismen, um auf allen Zeitskalen posturale Korrekturen vornehmen zu können (e.g. Bolbecker et al., 2011).

Hinsichtlich der Bewertung solcher Strukturen (ob sie ein Ergebnis eines stochastischen oder eines chaotischen Prozesses sind) ergeben sich kontroverse

Meinungen. Collins et alii. (1993, 1994) analysierten die CoP-Bewegungen und kommen zu dem Schluß, dass die Fluktuationen eher stochastischer (also zufälliger) Natur<sup>21</sup> sind (Collins et al., 1993, Collins & De Luca, 1993, Collins & De Luca, 1994). Hierbei sei angemerkt, dass auch stochastische Prozesse - nicht nur chaotische Prozesse - strukturelle Phänomene wie 1/f-Rauschen erzeugen können (e.g. Kasdin, 1995). Sie vergleichen daher den CoP-Verlauf als eine Art Brownscher Bewegung<sup>22</sup>. Hinsichtlich der inhärenten Struktur behaupten die Autoren, dass die CoP Zeitreihen auf kleineren Zeitskalen positiv korreliert sind, was auch als persistentes Verhalten definiert wird. Mit längeren Zeitskalen (bei der Betrachtung von größeren Zeitfenstern) wechselt das Verhalten (engl. cross-over) zu negativen Korrelationen. In diesem Falle spricht man von antipersistentem Verhalten. Diese Phänomene (die konträr zu e.g. Delignieres et al. (2003), aber konsistent mit e.g. Blázquez et al. (2010) sind) dienen den Autoren als Basis für ihre Open-Loop-Closed-Loop-Theorie, was hier in einigen Abschnitten zuvor schon beschrieben wurde (Collins & De Luca, 1993, Collins & De Luca, 1994, Delignieres et al., 2003, Blázquez et al., 2010). Die Hypothese des stochastischen Ursprungs findet vielfach Unterstützung (e.g. Kiemel 2002, Newell et al., 1997a, Delignieres et al., 2003, Delignieres et al., 2011). Andere Autoren verwenden Analysemethoden aus der mathematischen Beschreibung nichtlinearer dynamischer Systeme, um sich gewahr zu werden, ob die CoP-Bewegung ein chaotischer Prozess ist. Beispielsweise erkennt Yamada (1995), dass die CoP-Fluktuationen ein Ausdruck chaotischer Dynamiken ist (Yamada, 1995). Ferner zeigen weitere Resultate, dass sich die CoP-Bewegungen eher als schwach-chaotische Mechanismen versinnbildlichen lassen (Ladislao & Fioretti, 2007). Ebenso weisen die Untersuchungen von Riley et al. (1999) und Balasubramaniam et al. (2000) darauf hin, dass sich die CoP-Fluktuationen nicht mit einem Random-Walk-Modell beschreiben lassen - also nicht ausschließlich stochastischer Natur sein können, sondern ein Konglomerat aus stochastischen und deterministischen Mechanismen ist (Yamada, 1995, Riley et al., 1999, Balasubramaniam et al., 2000). Die Verifikation, ob die CoP-Variabilität aus den Dynamiken stochastischer oder chaotischer Mechanismen resultiert, ist bisher nicht hinreichend geklärt. Hier soll diese Thematik vorerst beendet werden.

---

<sup>21</sup> Die Autoren schließen die Möglichkeit eines chaotischen Prozesses nicht aus. Vielmehr war der Impetus zu zeigen, dass die CoP-Bewegung strukturellem Aufbau genügt.

<sup>22</sup> Eine Brownsche Bewegung oder Random-Walk ist ein mathematisches Modell für zufällige Bewegungen von Teilchen.

Weniger ominös verhält sich die Frage, ob die posturalen Fluktuationen generell über temporäre Strukturen (oder: einen strukturellen Aufbau auf unterschiedlichen Zeitskalen) verfügen. Es ist allgemein anerkannt, dass CoP-Fluktuationen nicht weißem Rauschen ähneln, sondern eine Langzeitkorrelationsstruktur ähnlich dem  $1/f$ -Rauschen aufweisen (e.g. Collins & De Luca, 1994, Myklebust et al., 1995, Stambolieva et al., 2001). Zu diesem Thema seien auch die ersten frühen Kongressbeiträge erwähnt, wie bei Myklebust et al. (1995) nachzulesen ist (Myklebust et al., 1995). Wie schon besprochen, handelt es sich bei der CoP-Bewegung nicht um reines Brownsches Rauschen oder eine Brownsche Bewegung, dessen Leistungsspektrum eine Struktur analog dem Potengesetz  $1/f^2$  hätte. Vielmehr wird sie mit fraktionaler Brownscher Bewegung (Mandelbrot & van Ness, 1968) in Zusammenhang gebracht, was einem Leistungsspektrum mit einem Potenzgesetz von  $1/f$  - also pinkem Rauschen - entspricht (e.g. Riley & Turvey, 2002, Delignieres et al., 2011).

Desweiteren wurden schon früh Indizien gefunden, dass  $1/f$ -noise allgemein in biologischen Systemen (und explizit im motorischen System) präsent ist und als Prinzip biologischen Verhaltens angesehen werden kann (Schroeder, 2009, Torre & Wagenmakers, 2009, Diniz et al., 2010). Intrinsische Strukturen, wie e.g. Langzeitkorrelationen, sind demnach für CoP-Schwankungen äußerst wahrscheinlich und dienen den auftretenden Dynamiken als Beschreibungsgrundlage. *„The insight that this irregular sway pattern is not simply the product of noise, but rather results from a complex interplay of non-linear deterministic and random components, has become a prominent theme in fundamental studies of postural control. In this approach, sway fluctuations are exploited as a window into underlying control structures“* (Lamoth et al., 2009, S. 546).

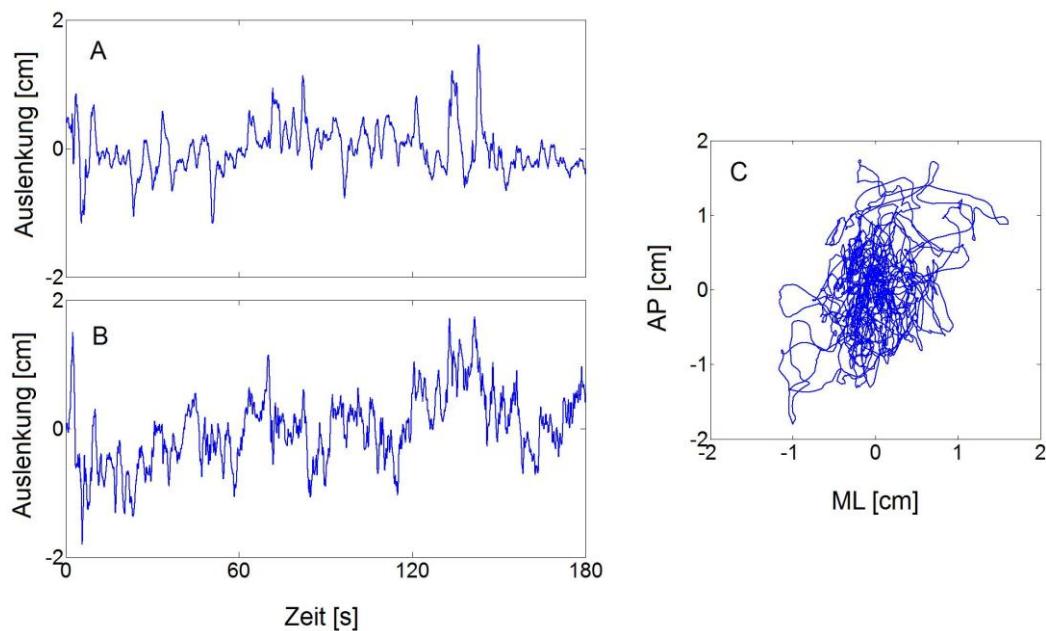
Nach diesen Ausführungen ist die komplexe Analyse der CoP-Zeitreihen - hinsichtlich der inhärenten Struktur - in den Fokus gerückt. Seither hat es Versuche gegeben, diese vermeintliche Struktur der CoP-Fluktuationen zu charakterisieren und zu quantifizieren. Diese Vorgehensweise und der aktuelle Forschungsstand hierzu soll im nachfolgenden Abschnitt besprochen werden.

## 2.2 Globale und strukturelle Methoden der CoP-Analyse

Das Leitthema des folgenden Abschnitts ist die Verwendung von Verfahren zur Beschreibung von CoP-Verläufen. In einem ersten Unterpunkt geht es um solche Verfahren, die man als traditionelle oder herkömmliche, lineare und globale Methoden beschreiben könnte. Es werden in aller Kürze typische lineare Ansätze zur einfachen Quantifizierung der CoP-Zeitreihen vorgestellt. Dem gegenüber werden Parametrisierungsansätze der modernen, nichtlinearen und strukturellen Variante der Quantifizierung von CoP-Zeitreihen nachfolgend präsentiert. Die strukturellen Verfahren sollen, da sie für die innovativen, modernen Methoden der CoP-Evaluation stehen, sehr viel detaillierter besprochen werden.

Explizit stellt das Kapitel den Anspruch, Antworten auf die nachfolgenden Fragen zu geben:

Was sind nichtlineare Verfahren im Allgemeinen? Für welche Sachverhalte werden diese angewendet? Welche Kernthesen lassen sich bezüglich CoP-Zeitreihen aus den bisherigen Ergebnissen ableiten? Die Klärung dieser Fragen ist alles andere als trivial - entstammen die nichtlinearen Verfahren aus einem noch andauernden Prozess, der aus verschiedenen wissenschaftlichen Kompetenzbereichen genährt wird. Aus diesem Grunde sollen die darauf aufbauenden Unterpunkte wie folgt organisiert werden. In Anlehnung an den vorherigen Abschnitt, indem die Charakterisierung der motorischen Variabilität im Vordergrund stand, soll die Relevanz der Anwendung nichtlinearer, struktureller Verfahren weiter behandelt werden. Hierbei ist es von Bedeutung, dass eine Gegenüberstellung zu den zuvor kurz dargestellten traditionellen, linearen Methoden erfolgt. Die linearen Kennwerte sind fest etablierte Standardmethoden zur Evaluation von CoP-Fluktuationen (e.g. Prieto et al., 1996, Schubert et al., 2012a). Dem gegenüber sind die nichtlinearen strukturellen Verfahren in der Motorikforschung neuartige moderne Methoden, die auf einer mathematisch anspruchsvolleren Basis fundieren. Es entsteht die Gefahr, dass modernere nichtlineare Methoden als mathematische Kuriositäten abgetan werden und deren Mehrwert erst gar nicht hinterfragt werden. Jedoch erhalten die Methoden insofern ihre Daseinsberechtigung, als dass sie aus fundamentalen wissenschaftlichen Gebieten wie der Mathematik und der Physik entstanden sind. Aus diesem Grunde ist es auch essentiell, sich die geschichtliche Entwicklung der



**Abbildung 2.4** Exemplarischer Datensatz eines CoP-Verlaufs mittels Kraftmessplatte. Zu sehen ist einerseits das zweidimensionale Statokinesigramm (rechts) und andererseits die separierten Richtungskomponenten der CoP-Bewegung als eindimensionale Stabilogramme in Form von Zeitreihen (links) A) Medial-lateral Komponente B) Anterior-Posterior Komponente C) Statokinesigramm mit der medial-lateral Komponente (ML) als Abszisse und der anterior-posterioren Komponente (AP) als Ordinate.

nichtlinearen Methoden zu vergegenwärtigen.

Im weiteren Verlauf erfolgen alsdann die Begriffsbestimmungen zu wichtigen inhaltlichen Facetten. Anschließend werden eine Beschreibung von exemplarischen Methoden und deren inhaltliche Konzeption gegeben. Der aktuelle Forschungsstand bezüglich der vorgestellten Verfahren soll dann subsummiert werden.

### 2.2.1 CoP-Parametrisierung: Zwei Klassen von Verfahren

Der gemessene CoP-Verlauf lässt sich als Graph zwischen anterior-posterior Fluktuation auf der Abszisse und medial-lateral Fluktuation auf der Ordinate in einem zweidimensionalen Statokinesigramm, oder in Form von zwei eindimensionalen Zeitreihen (anterior-posterior und medial-lateral jeweils voneinander getrennt) in zwei Stabilogrammen veranschaulichen (**Abbildung 2.4**) (Duarte & Freitas, 2010). Nach den in den Kapiteln zuvor getätigten Ausführungen befindet sich der CoP niemals in Ruhe. Die angesprochenen Graphen weisen dem-



nach Fluktuationen auf. Den Ausführungen des vorherigen Abschnittes folgend, ist die Beschreibung solcher Fluktuationen eine nicht-triviale Vorgehensweise, die davon abhängt, welche Grundannahmen an das Untersuchungssystem gestellt werden. Es ergibt sich folglich die Frage, wie die inhärente Variabilität der Körperschwerpunktfluktuationen quantifiziert werden soll. Verschiedene Autoren subsumieren die möglichen Verfahren zur Beschreibung der CoP-Variationen in zwei Klassen, dessen Einteilung analog zu der Logik verläuft, die bereits zuvor für den generellen Fall der motorischen Variabilität angesprochen wurde (e.g. Baratto et al., 2002, Duarte & Freitas, 2010, Kirchner et al., 2012a, Schubert, 2013). Man unterscheidet im Allgemeinen globale CoP-Parameter (e.g. Standardabweichung, Spannweite, Medianfrequenz, etc.) von strukturellen CoP-Parametern (e.g. Steigung des log-log-Plots der Detrended Fluctuation Analysis, Entropiewerte, berechnete Kennwerte aus der Wavelettransformation etc.) (Baratto et al., 2002). Da das zugrunde liegende Modell zur Beschreibung der Fluktuationen (Variabilität) linear oder nichtlinear sein kann (die Namensgebung ist aus der Theorie linearer oder nichtlinearer dynamischer Systeme erwachsen), bezeichnen manche Autoren die globalen Parameter als lineare Parameter und die strukturellen Parameter als nichtlineare Parameter (e.g. Stergiou et al., 2006, Harbourne & Stergiou, 2009, Stergiou & Decker, 2011). Nachfolgend werden beide Notationen deshalb äquivalent benutzt.

### 2.2.2 Kurzüberblick zu den linearen Verfahren

Eine umfassende Übersicht zu verschiedenen linearen Kennwerten geben die Artikel von Prieto et al. (1996) und Schubert et al. (2012a) (Prieto et al., 1996, Schubert et al., 2012a). Die einfachsten linearen, globalen Kennwerte ergeben sich aus wahrscheinlichkeitstheoretischen Überlegungen. Sei  $(x) = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$  die medial-laterale Zeitreihe bestehend aus  $n$  Datenpunkten (in dieser Notation bezeichnet also  $x_1$  den ersten und  $x_2$  den zweiten Datenpunkt – äquivalent definieren wir die anterior-posteriore Zeitreihe  $(y) = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$ ). Weiterhin definieren wir die äquidistanten Zeitpunkte  $t_1, t_2, \dots, t_n$ , an denen die Wertepaare  $(x_1|y_1), (x_2|y_2), \dots, (x_n|y_n)$  gemessen wurden. Dann bezeichnet der Abstand  $\Delta t = t_k - t_{k+1}$  von zwei aufeinanderfolgenden Messzeitpunkten die Zeitdifferenz und dessen Kehrwert  $f_s = 1/\Delta t$  die Abtastrate

der Messung.

Der trivialste Parameter ist die Range, die angibt, zwischen welchen Extremen der CoP-Verlauf migriert:

$$range_x = \max\{x\} - \min\{x\}$$

$$range_y = \max\{y\} - \min\{y\}$$

Weiterhin kann die (Stichproben-)Standardabweichung berechnet werden:

$$s_x = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2}$$

$$s_y = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y})^2}$$

Hier bezeichnen  $\bar{x}$  und  $\bar{y}$  die Mittelwerte der Zeitreihen ( $x$ ) und ( $y$ ) jeweilig.

Eng verwandt mit der Standardabweichung ist der Root-Mean-Square der Zeitreihe, der die Wurzel des arithmetischen Mittels aus den Quadraten der Datenpunkte angibt:

$$rms_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k^2}$$

$$rms_y = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k^2}$$

Man sieht leicht, dass der Root-Mean-Square und die Standardabweichung bei normalisierten Datensätzen zu beinahe äquivalenten Resultaten führen.

Der Pfad der Zeitreihe repräsentiert die Summe der absoluten Werte jedes Datenpunktes:

$$path_x = \sum_{k=1}^n |x_k|$$



$$path_y = \sum_{k=1}^n |yx_k|$$

Ebenso lässt sich die Pfadgeschwindigkeit definieren:

$$pathvel_x = \sum_{k=1}^{n-1} |x_k - x_{k+1}|$$

$$pathvel_y = \sum_{k=1}^{n-1} |y_k - y_{k+1}|$$

Man bezeichnet die beschriebenen Parameter als Parameter aus dem Zeitbereich der Datenreihe (Schubert et al., 2012a). Genauso lassen sich Parameter aus dem Frequenzbereich deklarieren. Das Frequenzspektrum eines kontinuierlichen Signals kann berechnet werden, indem man es in eine Überlagerung (Summation) von gewichteten Sinus- und Kosinusfunktionen zerlegt. Dieser Prozess ist bekannt als Fouriertransformation und es besteht eine direkte Verbindung (äquivalente Anschauung) zwischen dem Zeitbereich (Amplituden unter Berücksichtigung der Zeit) und dem Frequenzbereich (Amplituden unter Berücksichtigung der Frequenzen). In posturographischen Messungen (oder in der Realwelt) sind die gemessenen Zeitreihen finit und zu diskreten Zeitpunkten abgetastet worden. Das zugrundeliegende Verfahren wird dann als diskrete Fouriertransformation (DFT) bezeichnet, welches durch ein effizientes Verfahren namens Fast Fouriertransformation (FFT) schnell berechnet werden kann (Cooley & Tukey, 1965). Die mathematische Basis soll hier nicht breitgetreten werden und kann beispielsweise in Tan & Jiang (2007) nachgeschlagen werden (Tan & Jiang, 2007). Die Auflösung des Frequenzspektrums ist  $\Delta f = f_s/n$  und

die höchste Frequenz ist die Nyquist-Frequenz  $f_{max} = 1/2\Delta t$ . Aufgrund von mathematischen Eigenschaften müssen spezielle Fensterfunktionen mit dem Signal verrechnet werden (periodische Fortsetzung des Signals), die je nach Eigenschaften die spektrale Komposition der FFT modifizieren können (e.g. Harris, 1978). Im Bereich der Posturographie empfiehlt sich das sog. Hamming-Fenster<sup>23</sup> (e.g. Kirchner et al., 2012a) (dieses Fenster ist bezüglich einiger Cha-

<sup>23</sup> Richard Wesley Hamming (1915-1998), Mathematiker

rakteristika ein Kompromiss: Breite des Hauptgipfels und Dämpfung der seitlichen Gipfel). In der Praxis wird häufig das Leistungsspektrum (engl. Power spectral density, PSD) der Datenreihe berechnet (hier können analog zum Theorem von Parseval<sup>24</sup> die Amplituden des Frequenzbereichs besser mit denen des Zeitbereichs verglichen werden). Man erhält das PSD entweder, indem man die DFT quadriert oder die DFT der sog. Autokorrelationsfunktion des Datensatzes bestimmt (Wiener-Chintschin-Theorem<sup>25</sup>). Aus statistischen Gründen ist das PSD lediglich ein Schätzer für das wahre Leistungsspektrum des Prozesses (ähnlich wie der Mittelwert nur ein Schätzer für den wahren (Populations-)Mittelwert ist). Es existieren unterschiedliche Verfahren, um diese Schätzungen zu verbessern. Hierzu zählt zum Beispiel das Periodogramm (das Leistungsspektrum dividiert durch die Signallänge) oder dessen Verbesserung die sog. Bartlett-Methode (durchschnittliche Periodogramm über gleichlange Datensegmente). Eine Methode, die von Kirchner et al. (2012) empfohlen wird, ist die Welch-Methode (Welch, 1967), in der überlappende Datensegmente verwendet werden und den Gebrauch von Fensterfunktionen erlaubt (Kirchner et al., 2012a). Das algorithmische Vorgehen umfasst die folgenden Schritte:

1. Unterteile das Signal in  $l$  überlappende Segmente
2. Multipliziere ein Segment mit dem Hamming-Fenster
3. Transformiere das Signal mit Hilfe der DFT
4. Multipliziere mit der Konjugierten, um das PSD des Segments zu erhalten
5. Berechne das einseitige PSD (der Anschaulichkeit halber)
6. Wiederhole die Schritte 2 bis 5 für jedes Segment und berechne dann den Durchschnitt.

Nun liegt uns ein Signal im Frequenzspektrum vor. Wir wollen nachfolgend spezielle Parameter definieren, die man hieraus erhalten kann. Die Gesamtleistung (engl. Total power) der PSD ist definiert als die Fläche, die unter dem Graphen der PSD vorliegt. Sei hierzu  $p_k$  der PSD-Wert an der Frequenz  $k$  und  $M$  die Länge eines Datensegments. Dann wird die Gesamtleistung mit Hilfe der Trapezregel definiert als

---

<sup>24</sup> Marc-Antoine Parseval (1755-1836), Mathematiker

<sup>25</sup> Norbert Wiener (1894-1964), Mathematiker; Alexander Jakowlewitsch Chintschin (1894-1959), Mathematiker

$$P = \frac{\Delta t}{n} \sum_{k=0}^{M-1} (p_k + p_{k+1})$$

Diese Gesamtleistung lässt sich für anterior-posterior, als auch medial-laterale CoP-Komponente berechnen. Wir verzichten nun jedoch auf die Indexschreibweise mit  $x$  und  $y$ .

Beispielsweise lässt sich nun diejenige Frequenz  $f$  bestimmen, bis zu der  $(F \cdot 100)\%$  der Leistung gefunden werden kann (Baratto et al., 2002, Kirchner et al., 2012a):

$$F = \frac{\frac{\Delta t}{n} \sum_{k=0}^{f-1} (p_k + p_{k+1})}{P}$$

Wir bezeichnen zum Beispiel die Frequenz, bis zu der 80% der Gesamtleistung gefunden wurden mit  $f_{80}$ . Der Wert  $f_{50}$  ist somit die Medianfrequenz, was bedeutet, dass oberhalb und unterhalb dieser Frequenz eine gleich große Fläche der PSD gefunden wurde.

Die mittlere Frequenz kann als Durchschnitt über alle Leistungen berechnet werden:

$$f_{mean} = \frac{\sum_{k=0}^M k \cdot p_k}{\sum_{k=0}^M k}$$

Man kann die bis hierhin behandelten Kennwerte als eindimensionale Parameter kategorisieren, da für die Berechnung lediglich die eindimensionale Datenreihe zugrunde gelegt wird (Sie tauchen deshalb auch stets als Paare auf).

Bei den zweidimensionalen Kennwerten berechnet man häufig die Euklidische Länge des CoP-Pfades in der Ebene:

$$Length = \sum_{k=0}^{n-1} \sqrt{(x_k - x_{k+1})^2 + (y_k - y_{k+1})^2}$$

Es existiert auch eine normalisierte Version dieses Maßes, welcher als Turns-Index bezeichnet wird (Donker et al., 2007, Donker et al., 2008). Er gibt an, wie oft der CoP-Verlauf die Richtung ändert:

$$Turns = \sum_{k=0}^{n-1} \sqrt{\left(\frac{x_k - x_{k+1}}{s_x}\right)^2 + \left(\frac{y_k - y_{k+1}}{s_y}\right)^2}$$

Der CoP-Graph kann auch mit Hilfe von Polarkoordinaten beschrieben werden. Hiermit lässt sich die mittlere Distanz und dessen Standardabweichung vom Zentralpunkt  $(\bar{x}|\bar{y})$  beschreiben. Wir bestimmen für alle Datenpunkte den Abstand zum Zentralpunkt über

$$D_k = \sqrt{(x_k - \bar{x})^2 + (y_k - \bar{y})^2}$$

und hieraus dann den mittleren Abstand

$$D = \frac{\sum_{k=0}^n D_k}{n}$$

und dessen Standardabweichung

$$s_D = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=0}^n (D_k - D)^2}$$

Es kann auch die Winkelabweichung von der imaginären Achse berechnet werden. Für jeden Datenpunkt bestimmen wir also

$$\alpha_k = \left| \arctan\left(\frac{x_k - x_{k+1}}{y_k - y_{k+1}}\right) \right|.$$

Die mittlere Winkelabweichung ist dann (Chiari et al., 2002):

$$\beta = \frac{1}{n} \left( 90^\circ - \sum_{k=0}^n \alpha_k \right)$$

Und die Standardabweichung dieses Wertes ist

$$s_{\beta} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=0}^n (\alpha_k - \beta)^2}.$$

Desweiteren können jegliche Flächen des CoP-Graphen berechnet werden. Hierzu werden geometrische Formen dem CoP-Graphen angepasst. Die Hauptaufgabe, dem CoP-Verlauf einen Kreis zuzuordnen, ist es, die Länge  $r$  des Radius um den Zentralpunkt  $(\bar{x}|\bar{y})$  zu finden. Hierzu sei  $(D) = (D_1, D_2, \dots, D_n)$  die Zeitreihe der Abstände vom Zentralpunkt, wie sie vorher definiert wurden. Dann ist  $r = D$  der gesuchte mittlere Abstand. Nun lässt sich ein beidseitiges Prediction-Intervall definieren (Chew, 1966):

$$\left[ r - t_{(1-\frac{\alpha}{2}), n-1} s_D \sqrt{1 + \frac{1}{n}}; r + t_{(1-\frac{\alpha}{2}), n-1} s_D \sqrt{1 + \frac{1}{n}} \right],$$

wobei  $t_{(1-\frac{\alpha}{2}), n-1}$  das  $(1 - \frac{\alpha}{2})$ -Quantil der  $t$ -Verteilung mit  $n - 1$  Freiheitsgraden angibt. Dieses Intervall umfasst mit einer Wahrscheinlichkeit von  $100(1 - \alpha)\%$  die nächste unbekannte Messung oder äquivalent: Das Intervall beinhaltet ungefähr  $100(1 - \alpha)\%$  der Messwerte (Toleranzintervall) (Chew, 1966). Für große Stichprobenumfänge, wie es normalerweise in der Posturographie der Fall ist, kann man die  $t$ -Verteilung durch die Standardnormalverteilung ersetzen. Das Intervall erhält dann die Gestalt:

$$\left[ r - z_{(1-\frac{\alpha}{2})} s_D; r + z_{(1-\frac{\alpha}{2})} s_D \right]$$

Mit dem  $(1 - \frac{\alpha}{2})$ -Quantil der Standardnormalverteilung  $z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$ . Der Flächeninhalt der Kreisfläche berechnet sich dann zu

$$A_{Kreis} = z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \cdot \pi \cdot r^2.$$

Eine ausgereifere Methode ist es, dem CoP-Verlauf eine Ellipse einzuschreiben (Schubert & Kirchner, 2014). Es basiert letztendlich auf ähnlichen Überlegungen und ist in Kürze so zu beschreiben: Die Länge der kleineren und

größeren Achse der Ellipse sind definiert als die Eigenwerte der Kovarianzmatrix, also

$$\lambda_{\frac{1}{2}} = \frac{1}{2} \left[ s_x^2 + s_y^2 \pm \sqrt{(s_x^2 - s_y^2)^2 + 4s_{xy}^2} \right]$$

wobei  $s_{x,y} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x - \bar{x})(y - \bar{y})$  die Kovarianz darstellt. Der Skalierungsfaktor wird von der Chi-Quadrat-Verteilung  $\chi_{1-\alpha,2}^2$  mit zwei Freiheitsgraden abgeleitet. Man erhält für die Fläche der Prädiktionsellipse (PEA):

$$PEA = \pi \chi_{1-\alpha,2}^2 \cdot \sqrt{\lambda_1 \lambda_2}$$

Eine weitere Methode eine Fläche zu approximieren, wird von Schubert et al. (2012a) präsentiert. Der Polarplot wird so in  $q$  Sektoren eingeteilt, dass jeder Sektor mit einem Winkel von  $\frac{360^\circ}{q}$  definiert wird. In einem weiteren Schritt bestimmt man innerhalb jedes Sektors den maximalen Abstand  $D_j$  vom Zentralpunkt  $(\bar{x}|\bar{y})$  mit dem zugehörigen Winkel  $\gamma_j$  (Es sei außerdem vorausgesetzt, dass  $\gamma_{q+1} = \gamma_q + 360^\circ$  ist). Die Fläche des sternförmigen Bereichs ist dann

$$A_L = \sum_{j=1}^q \left( \frac{1}{2} D_j D_{j+1} \sin(\gamma_{j+1} - \gamma_j) \right).$$

Daneben existieren weitere Flächenberechnungen von Sevsek (2006) oder von Kim et al. (2009) (Sevsek, 2006, Kim et al., 2009). Außerdem existiert ebenso der Quick-Hull-Algorithmus, welcher zeiteffizient die Umhüllende des CoP-Plots bestimmt (Preparata & Shamos, 1985):

1. Finde die punkte  $P'$  mit  $x_{min}$  und  $P''$  mit  $x_{max}$  und verbinde diese mit einer Linie.
2. Bestimme den Punkt  $P^*$ , der den größten rechtwinkligen Abstand von dieser Linie besitzt.
3. Bilde das zugehörige Polygon und eliminiere die inneren Punkte.
4. Selektiere eine Linie des Polygons und lokalisiere den nächsten Punkt außerhalb des Polygons unter Verwendung von Schritt 2.
5. Wiederhole die Schritte 3 und 4 bis keine Punkte mehr vorhanden sind.

Der Flächeninhalt bestimmt sich dann zu (unter der Annahme, dass  $m$  Punkte gefunden wurden, die gegen den Uhrzeigersinn angeordnet wurden):

$$A_C = \frac{1}{2} [(x'_1 y'_2 + x'_2 y'_3 + \dots + x'_{m-1} y'_m + x'_m y'_1) - (x'_2 y'_1 + x'_3 y'_2 + \dots + x'_m y'_{m-1} + x'_1 y'_m)]$$

Um einige der beschriebenen Flächenmethoden zu veranschaulichen, sei auf **Abbildung 2.6** verwiesen.

### 2.2.3 Relevanz der strukturellen Verfahren und Gegenüberstellung zu globalen Verfahren

Es gibt verschiedene Gründe, warum solche strukturellen Verfahren eingesetzt werden. Stergiou et al. (2004) führen hierzu folgende Argumente an (Stergiou et al., 2006):

1. In der Motorikforschung werden üblicherweise Datensätze über die Versuche gemittelt, um einen Eindruck vom durchschnittlichen Verhalten der Bewegung zu erhalten. Jedoch führt diese Mittelung dazu, dass das innewohnende Muster (temporäre Organisation) der Einzelversuche zerstört wird. Zum Beispiel ist das typische Vorgehen bei biomechanischen Gangdaten die Werte über die Schritte zu mitteln (e.g. durchschnittliche Schrittweite, Schrittgeschwindigkeit oder Schrittdauer über die Versuche, etc.) (e.g. Buzzi et al., 2003). Jedoch ist gerade die Schritt-zu-Schritt-Variabilität (also die Abhängigkeit von aufeinanderfolgenden Schritten) ein entscheidendes Charakteristikum, um Aussagen über systemimmanente Faktoren tätigen zu können (Kirchner et al., 2014). Eine Durchschnittsbildung von CoP-Daten würde bedeuten, dass man die Information der Struktur von aufeinanderfolgenden Schwankungen eliminiert.

2. Von einem statistischen Standpunkt aus ist der Gebrauch von globalen Parametern mit der Haltung verbunden, dass die vom System generierten konsekutiven Einzelwerte unabhängig und daher randomisiert organisiert sind. Dieser Ansicht würde die Notation des weißen Rauschens gerecht werden, in der jeder nachfolgende Wert in vollkommener Unabhängigkeit zu vorherigen Werten produziert wird. Unzählige Studien, die sich mit biologischen Mechanismen und deren Zeitreihen auseinandersetzen, haben jedoch ergeben, dass die Majorität

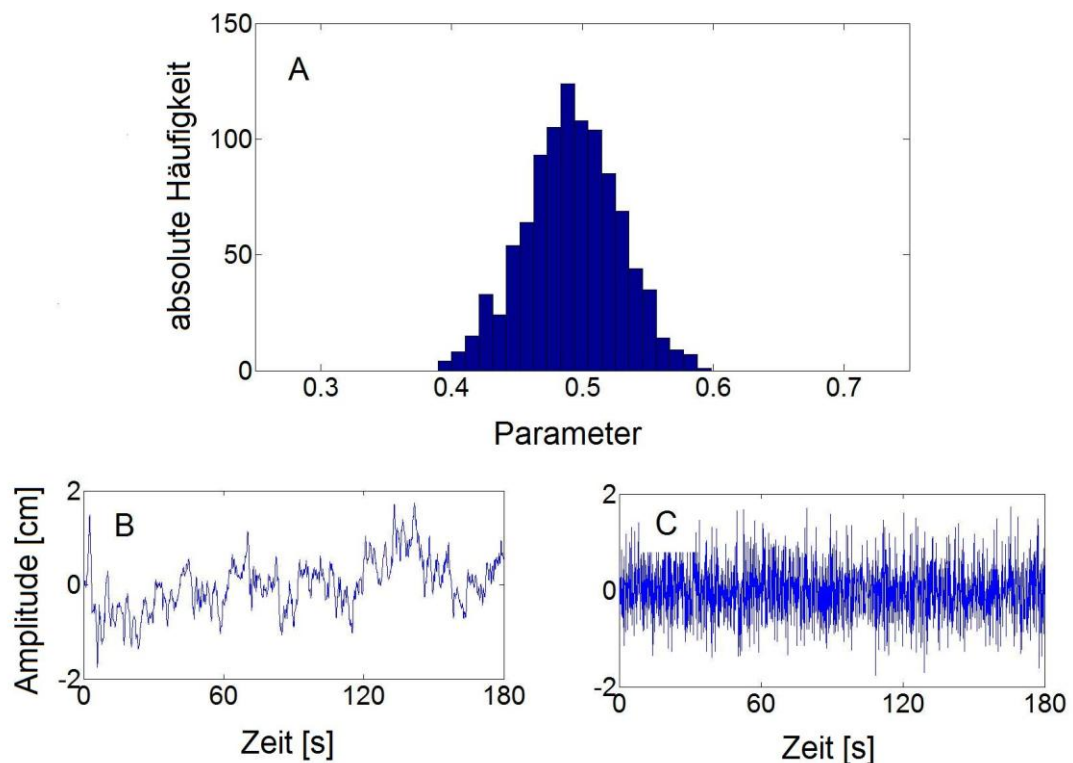
der Zeitreihen nicht irregulär geartet sind, sondern eine temporäre, d.h. zeitlich abhängige, Struktur aufweisen und einen deterministischen Ursprung besitzen, was nur mit strukturellen Verfahren aufgedeckt werden kann (e.g. Schroeder, 2009).

3. Lineare und Nichtlineare Methoden und Herangehensweisen lassen vollkommen verschiedene Beschreibungsmöglichkeiten zu, wie man die Variabilität von Zeitreihen hinsichtlich eines stabilen Musters beschreiben kann (e.g. Harbourne & Stergiou, 2009). Aus diesem Grunde erlaubt der Ansatz, strukturelle Verfahren in die Berechnung von CoP-Parametern zu inkludieren, neue Einsichten und offenbart einen Informationszugewinn.

4. Die Strukturen, die dafür Verantwortlich sind, physiologische Prozesse zu generieren (e.g. neuronales System, Atmungsorgan, Blutgefäße, etc.), besitzen selbst wiederum eine inhärente Struktur (Goldberger et al., 1990). Dies bedeutet, dass auf unterschiedlichen Größenskalen ähnliche Strukturen wiederzufinden sind. Es ist demnach nur wahrscheinlich, dass die generierten Zeitreihen ebenfalls strukturelle Eigenschaften umfassen.

Lineare Verfahren haben lediglich die Fähigkeit, globale, ergebnisorientierte Werte für die Charakteristika der CoP-Zeitreihe zu bestimmen. Ein Beispiel soll dies verdeutlichen. Alle linearen Berechnungsformen haben gemein, dass man die Zeitreihe vermischen kann, ohne den berechneten Wert für die Variabilität zu ändern (bei den nichtlinearen / strukturellen Verfahren funktioniert dies im Allgemeinen nicht, da sie zusätzlich die zugrunde liegende temporäre Abhängigkeit berücksichtigen). Es sei eine Zeitreihe mit stetig ansteigenden Punkten gegeben, wie etwa  $(x) = (1,2,3,4,5,6,7,8)$ . Die Standardabweichung beträgt hierbei ungefähr 2,45, bei einem Mittelwert von 4,5. Werden nun endlich viele Vertauschungen (Permutationen) vorgenommen, so ändern sich die zu berechnenden statistischen Momente nicht (das folgt aus dem Kommutativgesetz der Addition). So besitzt etwa die permutierte Zahlenfolge  $(x') = (7,1,3,6,5,4,8,2)$  eine identische Standardabweichung bei gleichem Mittelwert zur ursprünglichen Zeitreihe  $(x)$ . Beide Zeitreihen  $(x)$  als auch  $(x')$  würden hinsichtlich des internen strukturellen Aufbaus unterschiedliche Werte liefern, was man mittels geeigneten nichtlinearen Kennzahlen quantifizieren könnte (beispielsweise finden wir bei der Zahlenfolge  $(x)$  eine aufsteigend geordnete, reguläre und vorhersehbare Zeitreihe vor, wohingegen die Folge  $(x')$  dem Betrachter als ungeordnet, irregulär und weniger prädiktiv erscheint). Beide Beispiele zeigen eindrucksvoll,





**Abbildung 2.5** Veranschaulichung zur Durchführung eines Surrogate-Tests. Ausgehend von einem gemessenen Signal (B) (hier mit 180 Sekunden Messzeit) werden permutierte Versionen des Ausgangssignals erzeugt. Eine solche Realisation ist hier ebenfalls illustriert (C). Der Permutierungsvorgang ist hier ein simples Vertauschen der Messwerte. Aus der Vielzahl der Realisationen (hier 1000 Durchgänge) werden die Werte (e.g. aus den strukturellen Verfahren) für jede Realisation einzeln berechnet. Es kann dann ein Histogramm (A) erstellt werden, bzw. aus der entstehenden Folge von berechneten Werten können Quantile erhoben werden, die für die Beibehaltung oder Ablehnung einer zuvor getätigten Nullhypothese benutzt werden. Hierzu wird der Wert der Ursprungszeitreihe mit den Quantilen der entstehenden Verteilung verglichen.

wie der Sinn von Struktur innerhalb von Messwerten verstanden werden kann. Hat man jedoch ein weniger einsichtiges Beispiel vorliegen, wird die Zuordnung des Charakteristikums der Struktur erschwert. Man ordne etwa der Zeitreihe  $(x'') = (1,2,8,4,5,6,7,3)$  (es wurden von der ursprünglich geordneten Zahlenfolge die Werte 3 und 8 vertauscht) zu, ob es sich in diesem Falle eher um ein geordnetes im Sinne von  $(x)$  oder ungeordnetes Signal im Sinne von  $(x')$  handle. Man benötigt also klar abgrenzbare quantitative Kenngrößen, die eine Auskunft über die inhärente Struktur geben. Die präsentierten Beispielfolgen und deren Generierung zeigen, dass sich ihre Strukturen durch Abänderung der Reihenfolge modifizieren lassen. Weiterhin lässt sich festhalten, dass wohl unter Berücksichtigung aller möglichen Permutationen des Signals - hier bestehend aus den ersten acht natürlichen Zahlen; insgesamt ergeben sich  $8! = 40320$  voneinander

unterscheidbare Versionen - sehr viel mehr ungeordnete Versionen existieren, als es geordnete Varianten gibt). In statistischen Untersuchungen macht man sich diese Eigenschaften zu Nutze, indem man die zu überprüfende Zeitreihe, in der man womöglich einen strukturellen Aufbau entdeckt haben könnte, mehrerer randomisiert permutierten Varianten der gleichen Zeitreihe gegenüberstellt. Analog zu folgender Logik, die man als Durchführung von Surrogatetests bezeichnet, führt man sog. Monte-Carlo-Simulationen durch: Die Nullhypothese sei so gesetzt, dass man keine zeitvariante Struktur in der Zeitreihe annimmt. Die Alternativhypothese sei ihre logische Negativaussage. Man erzeugt anschließend möglichst viele randomisierte Permutationen der zu untersuchenden Zeitreihe (engl. surrogates). Dieses Vorgehen soll die angenommene innere Struktur zerstören und eine eher zufällige Variante des Ausgangssignals darstellen. Der Randomisierungsprozess (engl. shuffle process) kann z.B. mittels Pseudozufallsgenerator einer Software erfüllt werden. Anschließend berechnet man für jede Realisation – also jede permutierte Variante – den nichtlinearen Kennwert, um statistische Grenzen errechnen zu können. Mit Hilfe von Quantilen lassen sich dann Aussagen tätigen, mit welcher Irrtumswahrscheinlichkeit die zuvor bezeichnete Nullhypothese zu Gunsten der Alternativhypothese – die Zeitreihe besitze doch eine inhärente strukturelle Abhängigkeit - verworfen werden kann. Ein Beispiel veranschaulicht diesen Prozess. Aus **Abbildung 2.5** kann ersehen werden, wie praktisch vorgegangen wird. Aus dem Ursprungssignal (B) wurde ein strukturellen Wert berechnet (hier: Alpha aus der Detrended Fluctuation Analysis, DFA). Das Gleiche wurde für 1000 Realisationen von permutierten Versionen dieses Signals gemacht. Eine exemplarische Darstellung eines permutierten Signals ist (C). Die für jede Realisation ermittelten strukturellen Werte (Alpha) wurden in einem Histogramm mit 20 Klassen aufgetragen (A), wobei man hier schon den unimodalen Charakter der Werte erkennen kann. Es können folglich statistische Quantile erhoben werden. Es sei angemerkt, dass es noch aufwendigere Surrogatetests gibt, welche bestimmte Vorteile gegenüber der hier angesprochenen Methode haben, da sie zusätzliche Eigenschaften in die Surrogates überführen (e.g. Theiler et al., 1992).

Zuvor wurde erläutert, dass lineare Werte ausschließlich globale Informationen liefern und, dass aus diesem Grunde eine Permutation von Werten keinen Einfluss auf den Betrag des linearen Wertes hat. Am Beispiel eines eindimensionalen Vektors (Signal) wurde dies verdeutlicht. Ein plakatives lineares Beispiel

für einen zweidimensionalen Sachverhalt, in welchem sich die temporäre Permutation von Wertepaaren nicht auf das Resultat auswirkt, ist die Ellipse (i.e. Prediction Ellipse (Schubert & Kirchner, 2014)), welche die CoP-Fläche umschreiben soll. Vertauscht man nun endlich viele Wertepaare / Koordinatenpaare (jeweils ein Wert der anterior-posterior-Zeitreihe und ein korrespondierender Wert der medial-lateral-Zeitreihe) über die Zeit, so ändert sich die Ellipsenfläche nicht, da sich das Statokinesigramm hinsichtlich der globalen Geometrie nicht ändert. Hierzu sei auf **Kapitel 8** verwiesen oder bzw. Schubert & Kirchner (2014) (Schubert & Kirchner, 2014). Lineare Messgrößen stellen lediglich deskriptive Kennzahlen für die globale Entwicklung dar und können somit als ergebnis- oder resultatorientierte Werte angesehen werden (vgl. Haas et al., 2013). Diese konventionellen Methoden der Statistik können somit keinerlei Aussage hinsichtlich struktureller Organisationen machen. Sie behandeln die Zeitreihe so, als ob die Einzelwerte voneinander unabhängig, also vollkommen randomisiert, entstanden wären.

Prinzipiell sind die zu linearen Kennwerten geäußerten Angaben Probleme, die in der Posturographie-Literatur erstmals von Collins & De Luca (1993) angesprochen wurden (Collins & De Luca, 1993). Die Autoren betonen: „*Many of the earlier studies limited the analysis of these plots to summary statistics, i.e. calculation of the length of sway path, average radial area, etc. [...]. By doing so, these investigations ignored the dynamic characteristics of stabilograms, i.e., the magnitude and direction of displacements between adjacent points, the temporal ordering of a series of CoP coordinates, etc.*” (Collins & De Luca, 1993, S. 308). Dieser oft zitierte Artikel stellt auch eine Art Ausgangspunkt dar, wovon unzählige Ansätze bemüht wurden, neue Algorithmen oder Berechnungsformen vorzuschlagen, welche die temporäre Dynamik von CoP-Zeitreihen erfassen können. Unterschiedliche nichtlineare Maße bringen im Allgemeinen unterschiedliche Werte hervor, was je nach Bezug, warum ein entsprechendes Verfahren oder ein Pool von Verfahren selektiert wurde, zu unterschiedlichen Interpretationsgrundlagen führen kann.

Mit der Fülle von unterschiedlichen Berechnungsmethoden geht somit auch die Erschwernis einher, welche Parameter eingesetzt werden sollten, um eine optimale Beschreibung der CoP-Fluktuationen hinsichtlich einer möglichst großen Varianzaufklärung bei gleichzeitiger Redundanzminimierung zu gewährleisten (e.g. Rocchi et al., 2004, Schubert et al., 2012a, Schubert et al., 2012b).

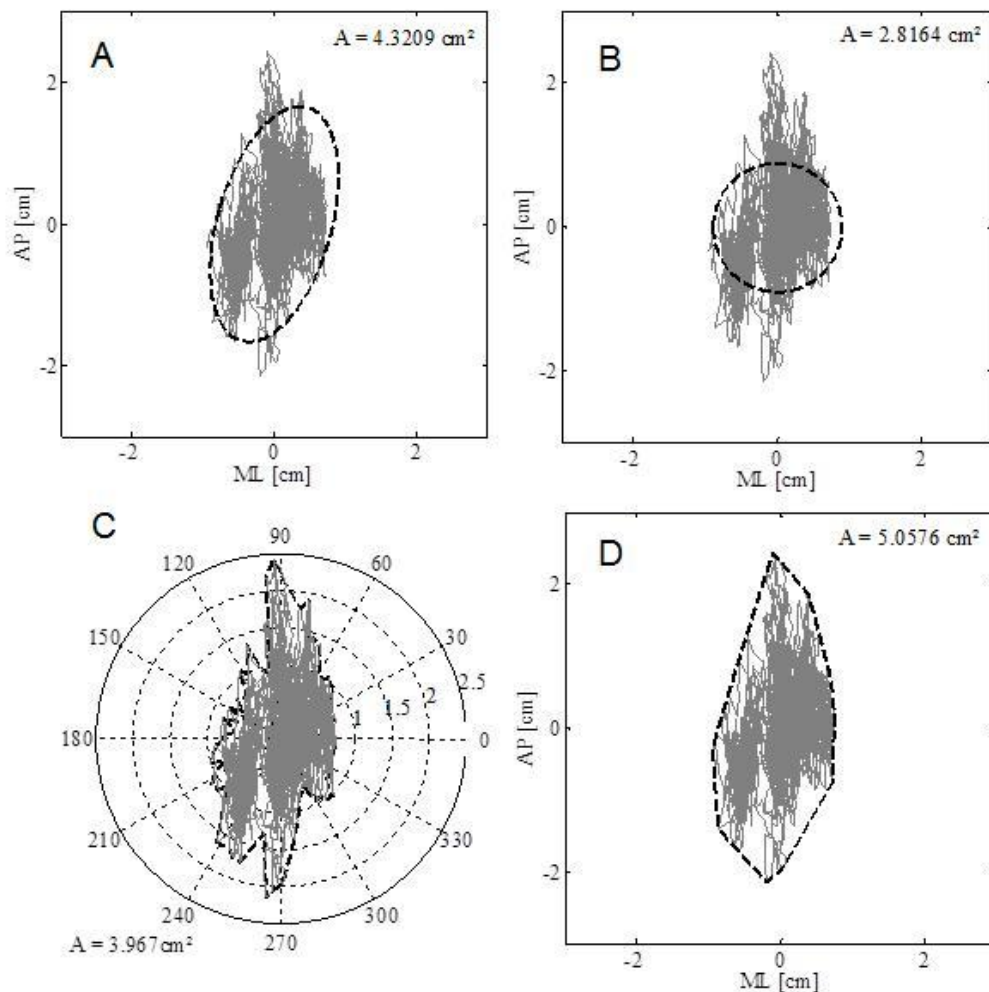
Dieser Problembereich ist bisher noch in keinster Weise ausreichend geklärt worden. Nach heutigem Stand sollten globale Kennwerte immer in Verbindung mit strukturellen Verfahren berechnet werden, da diese in Bezug auf die Informationsinhalte komplementär wirken (e.g. Seigle et al., 2009, Harbourne & Stergiou, 2009, Stergiou & Decker, 2011, Tallon et al., 2013). Beispielsweise zeigen die simulierten exemplarischen Zeitreihen von Stergiou & Decker (2011), dass lediglich die Kombination von strukturellen und globalen Parametern für eine vernünftige Unterscheidung und Interpretation sorgen (Stergiou & Decker, 2011).

Letztendlich wird der Einsatz struktureller Verfahren auch damit begründet, dass vielfach beschrieben wurde, dass diese sensitiver subtile Unterschiede zwischen Probandenkollektiven aufdecken können als traditionelle, lineare Kennwerte (e.g. Norris et al., 2005, Kirchner et al., 2012a).

Ein weiteres Problem bei der Analyse von CoP-Zeitreihen mittels linearer Methoden ist die damit einhergehende Annahme der Stationarität. Diese Eigenschaft impliziert, dass eine Zeitreihe einen festen zeitinvarianten Erwartungswert (Mittelwert) bei endlicher zeitinvarianter Varianz aufweist und, dass die sog. Autokovarianz nicht vom Zeitpunkt, sondern vom Zeitintervall (engl. time lag) abhängt. Wäre nun eine Zeitreihe nichtstationär, so wären statistische Momente, wie Mittelwert oder Standardabweichung wenig aussagekräftig. In der Tat haben schon frühe Untersuchungen nachweisen können, dass CoP-Zeitreihen nichtstationär sind (e.g. Carroll & Freedman, 1993, Newell et al., 1997a). Man behilft sich dann mit einer Präprozedur namens diskreter Differenzierung, also der sukzessiven Differenzenbildung konsekutiver CoP-Werte (e.g. Kantz & Schreiber, 2005, Ramdani et al., 2009, Kirchner et al., 2012a, Strang et al., 2013).

Insgesamt ist das Feld der CoP-Parameterberechnung unüberschaubar. Es existieren unzählige Veröffentlichungen, in denen neue Verfahren vorgestellt werden. Im Allgemeinen sind unendlich Variationen von möglichen Kennwerten für die CoP-Fluktuationen denkbar. Zum Beispiel könnte die äußere Gestalt, also die Geometrie des Statokinesigramm durch die eben behandelte Prädiktionsellipse (**Abbildung 2.6a**) (Schubert & Kirchner, 2014), aber auch durch einen charakteristischen Kreis (**Abbildung 2.6b**) (Schubert et al. 2012a), durch eine winkelgetreue Flächenannäherung (**Abbildung 2.6c**) (Schubert et al., 2012a) oder durch die Umhüllende (Envelope) (**Abbildung 2.6d**) erfasst werden. Dane-

ben bestehen in der Literatur zahllose weitere Berechnungsvorschriften ausschließlich für die Quantifizierung der sich ergebenden Schwankungsfläche (e.g. Oliveira et al., 1996, Sevsek, 2006, Kim et al., 2009). Eine Übersicht, welche Methoden üblicherweise für die CoP-Evaluation im Allgemeinen herangezogen werden können, findet man in Schubert et al. (2012a) (Schubert et al., 2012a). Die schiere Zahl an möglichen Parametrisierungsansätzen führt zu einem fundamentalen Problem in der CoP-Evaluation, da hierdurch eine stark verminderte Interstudien-Vergleichbarkeit induziert wird: *„Comparisons between posturography studies are difficult because of the vast number of descriptive measures used to characterize balance. There is currently no agreement within the field which parameters should be considered standard, or are superior in describing balance control“* (Visser et al., 2008, S. 2433). Nicht einzig aus diesem Grunde bieten einige Studien, die sich strukturgebender Analysemethoden bedienen, einen Ansatz, Interdependenzen und Redundanzen zwischen den Parametrisierungstechniken aufzudecken (e.g. Kitibayashi et al., 2003, Rocchi et al., 2004, Rocchi et al., 2006, Harbourne et al., 2009, Schubert et al., 2012a, Schubert et al., 2012b). Hierbei stellte sich erneut die herausragende Stellung struktureller Verfahren heraus (e.g. Rocchi et al., 2004, Schubert et al., 2012a).



**Abbildung 2.6** Darstellung von unterschiedlichen zweidimensionalen Berechnungsformen zur Erfassung der CoP-Fläche. A) 95%-Prädiktionsellipse. B) Spezieller Kreis, der approximativ 80% aller Werte enthalten soll. C) Winkelgetreues Approximationsverfahren (in Abhängigkeit des gewählten Winkels werden die Abstände zum Schwerzentrum berechnet. Die Fläche wird mittels Leibniz-Methode berechnet). D) Umhüllendes Flächenelement mittels Quick-Hull-Methode von Preparata & Shamos (1985) berechnet (Preparata & Shamos, 1985).

#### 2.2.4 Entwicklung der strukturellen Verfahren

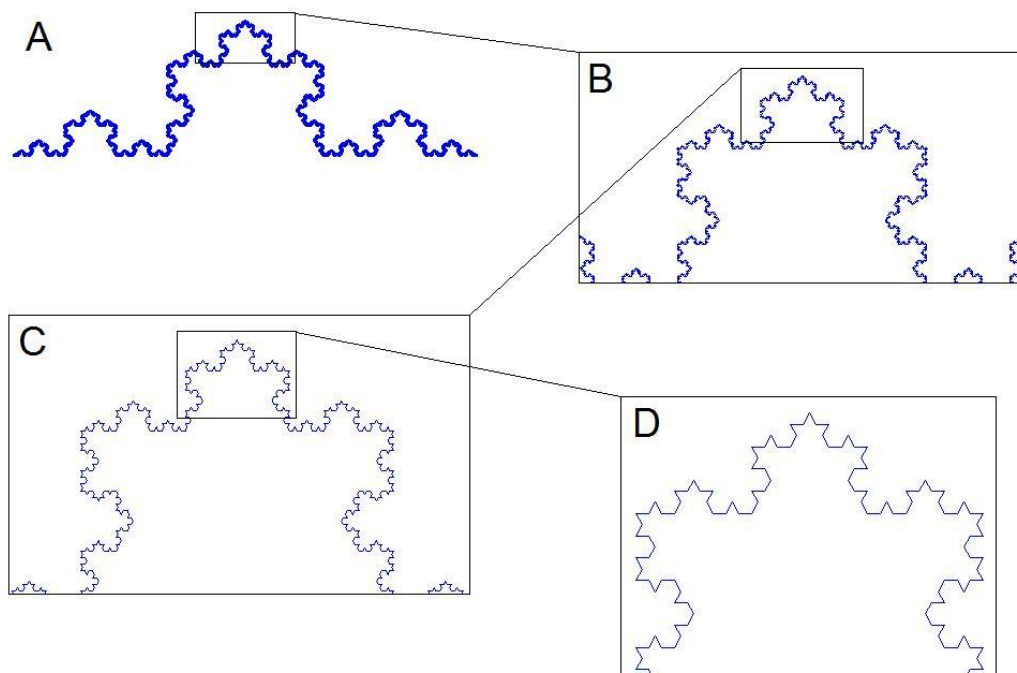
Um die Bedeutung der strukturellen, nichtlinearen Verfahren zu ermessen, ist es notwendig sich mit einigen Entwicklungsschritten von zugrundeliegenden Forschungsgebieten zu befassen. Die strukturellen Verfahren sind aus den Theorien dynamischer Systeme und explizit der Chaostheorie hervorgegangen. Von dynamischen Systemen ist die Rede, wenn sich die beobachteten Zustände eines



Systems (i.e. Systemzustände) über die Zeit nach gewissen Regeln verändern (vgl. Rickles et al., 2007).

Die Chaostheorie ist ein junges Teilgebiet der Physik und nimmt laut einiger Meinungen einen gleichen Stellenwert ein wie die Newtonsche Physik, die Relativitätstheorie oder die Quantentheorie (Argyris et al., 2010). Üblicherweise leiten Forscher aus komplexen Sachverhalten und dessen Beobachtungen Hypothesen über komplexe Ursachen ab. Dabei wird häufig erkannt, dass aus einem beobachteten womöglichen Zusammenhang zwischen dem Einfluss auf ein System und der darauf folgenden Systemantwort, nur dann ein realistisches Modell ableitbar ist, wenn man den Zufall dadurch berücksichtigt, dass man Rauschen im Systemprozess inkludiert (Argyris et al., 2010). Die Chaosforschung argumentiert andererseits, dass schon einfache deterministische, d.h. ohne Berücksichtigung von jeglichem Zufall erzeugte, Gleichungen zu vergleichbaren Resultaten führen können. Geringfügige Änderungen der initialen Werte (Anfangsbedingungen) können zu vollkommen anderen Effekten führen (Argyris et al., 2010). Die Entwicklung der Chaostheorie wurde dabei wesentlich von verschiedenen Ereignissen geprägt, die unweigerlich mit bestimmten Personen verbunden sind.

1. Lorenz (1963) entdeckte das nach ihm benannte Lorenzsystem (siehe auch **Abbildung 3.3** aus Schubert (2013)), welches ein System aus drei nichtlinearen gewöhnlichen Differenzialgleichungen darstellt (Lorenz, 1963). Ursprünglich versuchte er mit diesem vereinfachten Modell eine Theorie der Wettervorhersage zu machen. Er erkannte, dass es unmöglich ist, über längere Zeiträume meteorologische Prädiktionen abzugeben.
2. Mandelbrot & van Ness (1968) führten ein Modell zur Bestimmung fraktaler Prozesse ein (Mandelbrot & van Ness, 1968). Sie erweiterten die gut untersuchten stochastischen Prozesse des weißen Rauschens und des braunen Rauschens (Brownsche Bewegung) um fraktionale Prozesse – also intermediäre Varianten wie z.B.  $1/f$ -Rauschen. Mandelbrot entwickelte eine ganze Theorie fraktaler Strukturen, unter anderem die nach ihm benannte Mandelbrot-Menge.
3. Feigenbaum (1978) entdeckte die nach ihm benannten Feigenbaumkonstanten (Feigenbaum, 1978). Nach Arbeiten an der sog. logistischen Abbildung – einer nichtlinearen rekursionsvorschrift - konnte er zeigen, dass ab einem bestimmten Wert chaotische Zustände eintreten. Der universelle Charakter



**Abbildung 2.7** Die Kochkurve als einfaches Beispiel zur Verdeutlichung von Selbstähnlichkeit. Dargestellt ist die Kochkurve nach sieben Iterationsschritten (A). Vergrößert man sukzessive Teilausschnitte (B,C,D) aus der Kurve, so werden ähnliche Strukturen zur Ausgangskurve erkennbar (fraktale Struktur). Erst nach der dritten Vergrößerung der oberen Haube wird der elementare Aufbau der hier vorliegenden Kurve sichtbar. Die Kochkurve ist nun nach unendlich Iterationen vorzustellen, sodass eine unendliche sukzessive Vergrößerung der oberen Haube immer wieder zur gleichen Abbildung der Kochkurve führt.

seiner Entdeckung gewährleistete die systematische Erforschung chaotischer Systeme.

4. Ruelle & Takens (1971) formten den Begriff „seltsamer Attraktor“ (Ruelle & Takens, 1971). In ihrer Forschung zur Entwicklung von Turbulenzen<sup>26</sup> konstruierten sie mit Phasenraummethoden ein solches Gebilde. Ferner basieren zahlreiche mathematische Methoden auf solchen Phasenraumbetrachtungen, wobei sich auf das Delay-Embedding-Theorem von Takens (1981) gestützt wird (Takens, 1981).

Diese Meilensteine führten zur theoretischen Basis für die Generierung von mathematischen Verfahren, um scheinbar stochastische Systemzustände zu beschreiben. Man entwickelte ein neues Verständnis von zeitvarianter Abhängigkeit dynamischer Systeme. Trotz teilweiser ausgeprägt auftretender Variabilität

<sup>26</sup> Die Entstehung der Turbulenz ist ein primäres ungelöstes Problem der Physik. Ruelle & Takens wiesen nach, dass die des Nobelpreisträgers von 1962 LD Landau (1908-1968, Physiker) aufgestellte Hypothese falsch sein musste.



in Systemen können stabile Muster erscheinen, deren Quantifizierung über spezielle algorithmische Verfahren erfolgen müssen. Hierbei ist in besonderem Maße die Zeitreihenanalyse betroffen, da erkannt wurde, dass experimentelle Daten (in Form von Zeitreihen) in den meisten Fällen mehr Struktur offenbaren als man mit traditionellen Methoden überhaupt erfassen konnte (Kantz & Schreiber, 2005). Bevor einige strukturelle, nichtlineare Verfahren beschrieben werden können, müssen einige Begriffsbestimmungen erfolgen. Von einem linearen System spricht man dann, wenn zugrundeliegende Regeln für die Generierung des Systemoutputs auf linearen Regeln fundieren. Beispielsweise ist eine Konsequenz, dass eine Verdopplung des Inputs eine Verdopplung des Outputs bewirken sollte. Ist der Systemoutput jedoch nicht derart simplen linearen Regeln unterworfen, so liegt ein nichtlineares System vor. Am besten lässt sich Nichtlinearität mit Hilfe von mathematischen Funktionen beschreiben. Beispiele für nichtlineare Funktionen sind, wenn die Inputvariable (unabhängige Variable) mit  $x$  definiert wird:  $x^2$ ,  $\sin(x)$ ,  $\log(x)$ , etc.

Man findet solche nichtlinearen Systemoutputs vermehrt bei sog. *komplexen Systemen*. Komplexität ist stark vom Begriff der Kompliziertheit abzugrenzen (vgl. Rickles et al., 2007, Delignières & Marmelat, 2012). Dabei bezeichnet Kompliziertheit das Phänomen, dass ein System aus unübersichtlich vielen Komponenten aufgabig sein kann, wobei deren Interaktion nicht von primärem Interesse ist (Delignières & Marmelat, 2012). Die Eigenschaft der Interaktion und wechselseitigen Abhängigkeit zwischen den Komponenten ist jedoch das Charakteristikum von komplexen Systemen. Interaktionen werden hierbei sogar wichtiger als die Komponenten selbst, und zwar in dem Maße, dass sich das System nicht als Summe der Komponenten beschreiben lassen kann (Delignières & Marmelat, 2012). Hierbei kann Komplexität selbst bei weniger kompliziert aufgebauten Systemen entstehen. Zum Beispiel ist das äußerst unkomplizierte System aus lediglich drei Masseobjekten hinsichtlich ihrer wechselseitigen gravitativen Anziehung mathematisch komplex. Die Vorhersagbarkeit der Bewegungsbahnen der Masseobjekte ist nicht mehr elementar über die Keplerschen<sup>27</sup> Gesetze lösbar und kann nur mittels numerischer Verfahren approximiert werden (i.e. Dreikörperproblem). Interessant ist, dass die Bewegungen der Körper chaotischer Natur sind, wobei sich die Annahme, Chaos sei ein fundamentales Prinzip der Physik, erhärtet.

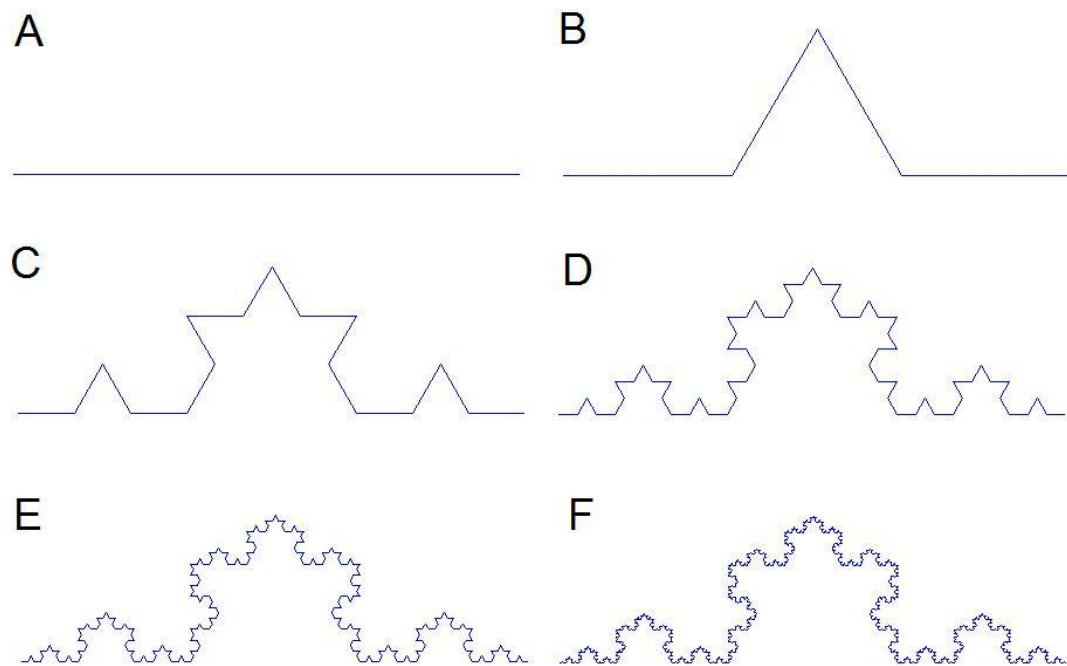
---

<sup>27</sup> Johannes Kepler (1571-1630, Philosoph, Mathematiker, Astronom).

Jedoch ist die Definition von Chaos an sich schwierig. Chaos ist weder reiner Determinismus noch Stochastizität. Der Unterschied zwischen Determinismus und Stochastizität wurde bereits erklärt. Der Begriff *deterministisches Chaos* beschreibt ein Systemverhalten, das derart abhängig von Anfangsbedingungen ist, dass man den Systemoutput bei geringfügigen Abänderungen dieser initialen Werte nicht über längere Zeit vorhersehen kann (weitere Beschreibungen findet man auch in **Kapitel 3**). In chaotischen und komplexen Systemen können spontan neue Muster entstehen, was man als *Emergenz* bezeichnet. Komplexität oder Kompliziertheit ist jedoch keineswegs eine notwendige Voraussetzung für die Entstehung von chaotischem Verhalten, was in folgendem Zitat zum Tragen kommt: „Selbst die einfachsten nichtlinearen Systeme – und praktisch alle Systeme in der Realität sind nichtlinear – erzeugen extrem schwierige Probleme der Voraussagbarkeit; dabei kann Ordnung plötzlich an Stelle von Chaos treten und umgekehrt, und wir beobachten, dass in den meisten Systemen Ordnung und Chaos dicht beieinander liegen.“ (Argyris et al., 2010, S. XIII). Ein Beispiel für ein einfaches deterministisches System, das nicht komplex geartet ist, ist z.B. die schon eingeführte logistische Abbildung oder das in **Kapitel 3** dargestellte Differentialgleichungssystem, das zum Lorenz-System führt (e.g. Schubert, 2013).

Delignières & Marmelat (2012) beschreiben Komplexität als einen Kompromiss zwischen Ordnung und Unordnung (Delignières & Marmelat, 2012). Sind die Systemkomponenten voneinander vollkommen unabhängig, so entsteht vollkommene Unordnung (im Sinne eines stochastischen Verhaltens). Wenn jedoch die Interaktionen zwischen den Komponenten so gestaltet sind, dass die wechselseitigen Abhängigkeiten im Sinne einer rigiden Koordination (strikte Organisation) ablaufen, so verhält sich das entsprechende System als eher vorhersagbar (Delignières & Marmelat, 2012). Es gibt bezogen auf Zeitreihen keine einheitliche Definition von Komplexität. Komplexität soll assoziiert sein mit einer strukturellen und belangvollen Reichhaltigkeit des Signals, was bedeutet, dass innerhalb verschiedener Zeitskalen Korrelationen vorliegen. Dies bedeutet, dass bei unterschiedlichen Vergrößerungen eines Signalausschnitts ein ähnliches Muster vorzufinden ist.

Ein Fraktal ist eine geometrische Struktur, die auf unterschiedlichen Skalen ähnliche Unterstrukturen wie die Gesamtstruktur aufweist (e.g. Schroeder, 2009). Diese Eigenschaft wird als Selbstähnlichkeit bezeichnet und soll kurz mit



**Abbildung 2.8** Konstruktion der Kochkurve. Ausgangspunkt ist eine gerade Strecke (A). Für den jeweiligen Iterationsschritt müssen an allen bestehenden geraden Streckenelementen Zacken wie von (A) nach (B) dargestellt, gebildet werden. Nach fünf Iterationsschritten ergibt sich das vorliegende Abbild (F).

Hilfe einer geometrischen Figur veranschaulicht werden. In **Abbildung 2.7** ist die Kochkurve<sup>28</sup> nach 7 Iterationsschritten zu sehen. Die Darstellung der Selbstähnlichkeit erfolgt hier durch mehrmalige Vergrößerung der obersten Haube der Kurve (Bildelemente B,C,D). Die Konstruktion der Kochkurve ist in **Abbildung 2.8** zu sehen. Man erkennt, dass in jedem Iterationsschritt an allen planen Streckenstücken Zacken entstehen. Das eigentliche Fraktal entsteht, wenn nun unendlich Iterationsschritte vollzogen werden, was natürlich nur theoretisch vollzogen werden kann.

Die beschriebenen fraktalen Eigenschaften werden ebenso physiologischen Zeitreihen zugesprochen. Vergrößert man die Zeitreihen, bzw. betrachtet man kleinere Zeitskalen, so können ähnliche Strukturen auf niederen Zeitskalen wiedergefunden werden (e.g. Goldberger et al., 1990, Goldberger, 1996). Fraktale haben keine ganzzahligen Dimensionen. In der Geometrie lässt sich eine Maßzahl durch die verallgemeinerte Hausdorff<sup>29</sup>-Dimension angeben, welche für nicht-fraktale Objekte mit dem allgemein bekannten Dimensionsmaß übereinstimmt (z.B. besitzt ein Quadrat die Dimension 2). Die Kochkurve verfügt über

<sup>28</sup> Die Kochkurve ist nach Helge von Koch (1870-1924, Mathematiker) benannt.

<sup>29</sup> Felix Hausdorff (1868-1942, Mathematiker).

die Dimension  $\frac{\ln(4)}{\ln(3)} \approx 1,262$ .

Es sei erwähnt, dass fraktale Strukturen nicht nur eine abstrakte mathematische Theorie darstellt. Vielmehr werden vor diesem Hintergrund fundamentale Gesetzmäßigkeiten ersonnen, die sich durch alle Bereiche der belebten und unbelebten Welt erstrecken (e.g. [Losa, 2009](#)).

Für die Zeitreihenanalyse physiologischer Systeme ist es nun wichtig, dass man Verfahren oder Kennzahlen an die Hand bekommt, die solche abstrakten Begriffe wie Komplexität oder Fraktalität quantifizieren können. Dabei stützt sich die zu diesem Zwecke angewandte Modellierung auf die etablierten Terminologien der Chaosforschung und der Theorie über dynamische Systeme. „*[The definition of complexity as a compromise between order and disorder found an interesting correspondence in time series modeling, especially through the monofractal model.]*“ ([Delignières & Marmelat, 2012, S. 3](#)).

Die Erforschung nichtlinearer Systeme hat erstaunliche Resultate hervorgebracht. Wollen wir nun ein derartig komplexes System wie den ruhigen menschlichen Stand über den Verlauf des CoP charakterisieren, so sollte man die Verwendung von strukturellen Verfahren, die aus den Theorien nichtlinearer Dynamiken erwachsen sind, anstreben.

Die ursprüngliche Vorgehensweise, aus dem Themengebiet der traditionellen Signalanalyse herrührend, ist es, mittels Leistungsspektrum oder Autokorrelationsfunktion Strukturen ausfindig zu machen. Zum Beispiel lassen sich Rauscharten über die Steigung im doppelt logarithmierten Leistungsspektrum (siehe hierzu **Abbildung 3.1** nach [Schubert \(2013\)](#)) oder über die Lokalisation des ersten Nulldurchgangs (Nullstelle) in der Autokorrelationsfunktion voneinander unterscheiden. Jedoch scheinen diese traditionellen Methoden sehr anfällig für Fehleinschätzungen zu sein.

Aus diesem Grund werden die in den **Kapiteln 3 bis 7** verwendeten moderneren strukturellen Verfahren vorgestellt. Es ist nicht Aufgabe dieser Darstellung, alle nichtlinearen Verfahren der Zeitreihenanalyse aufzuzählen und zu katalogisieren. Jedoch soll ein Einblick in die am häufigsten verwendeten Methoden zur Evaluation von CoP-Dynamiken gegeben werden. Der Impetus ist unter anderem auch, ein grundlegendes Problem in der Anwendbarkeit der Verfahren darzulegen, welches auf dem ständigen Fortschritt und dem wissenschaftlichen Erkenntnisgewinn in diesem Gebiet fundiert. Im Allgemeinen lassen sich strukturelle Verfahren in Zeitbereichsmethoden und Phasenraummethoden untertei-

len (zum Überblick siehe Schubert, 2013).

### 2.2.5 Entropie

Der Begriff der Entropie erhielt in jüngster Zeit Einzug in die Zeitreihenanalyse (e.g. Pincus, 1991, Richman & Moorman, 2000, Costa et al., 2002, Chen et al., 2007). Ursprünglich entstammt dieser aus der Thermodynamik, in welcher der Übergang physikalischer Systeme von geordneten in ungeordnete Zustände durch die Quantifizierung des Grads der Unordnung erfolgt. *„Man denke hier an das Beispiel eines mit Wasser gefüllten und von der Außenwelt isolierten Behälters, der in zwei miteinander verbundene Kammern geteilt ist. Wenn das Wasser in den beiden Kammern unterschiedliche Temperatur hat, vermischen sich die beiden Wassermengen, und schließlich hat das Wasser im ganzen Behälter dieselbe Temperatur. Obwohl die Bewegung der einzelnen Wassermoleküle im Behälter durchaus reversibel ist, entspricht der umgekehrte makroskopische Vorgang (bei dem die Flüssigkeitsmengen in den beiden Kammern zunächst dieselbe Temperatur aufweisen, aber dann ohne äußere Einwirkung unterschiedliche Temperaturen annehmen) nicht der physikalischen Realität. Das dieser Irreversibilität zugrunde liegende Prinzip ist der Übergang (isolierter) physikalischer Systeme von einem „geordneten“ in einen „ungeordneten“ Zustand, wobei der Grad der Unordnung des Systems als dessen „Entropie“ bezeichnet wird“* (Einsiedler & Schmidt, 2014, S 89). Ein hoher Entropiewert steht dabei für ein ungeordnetes System. Somit streben physikalische Systeme Zuständen mit hoher Entropie zu. Seien  $N$  Teilchen in einem System gegeben. Es gebe  $k$  Zustände und  $Np_i$  Teilchen wären im Zustand  $i$ , dann berechnet sich die Entropie zu  $E = -\sum_{i=1}^k p_i \log(p_i)$  (Einsiedler & Schmidt, 2014). Shannon (1948) erkannte, dass sich dieses Maß auch in Bezug auf den Informationsgehalt von Zeichenfolgen bzw. Nachrichten anwenden lässt (Shannon, 1948). Der Informationsgehalt oder die Ungewissheit des Datenstroms ist dann  $H = -\sum_{a \in A} p_a \log_2(p_a)$ , wobei  $A$  ein Alphabet von Zeichen  $a$  darstellt (Einsiedler & Schmidt, 2014). Die Maßeinheit der Entropie wird hierbei in bit gemessen. Durch die Arbeiten von Kolmogorov (1958) und Sinai (1959) erhielt die Entropie Einzug in die sog. Ergodentheorie, welche ein mathematisches Teilgebiet der Stochastik ist (Kolmogorov, 1958, Sinai, 1959). Das Konzept des Informationsgehalts lässt sich auch in die Zeitreihenanalyse von dynamischen Systemen

transferieren. Eckmann und Ruelle (1985) beschreiben dies so (vgl. [Eckmann & Ruelle, 1985](#)): Wenn man ein dynamisches System vorliegen hat, das eine sensitive Abhängigkeit auf die Anfangsbedingungen vorzeigt - wohlgermerkt eine Eigenschaft, die komplexen oder chaotischen Systemen immanent ist -, so generiert dieses System Information. Dies liegt daran, dass zwei experimentelle Anfangssituationen, welche zwar implizit unterschiedlich sind, aber bei gegebenem messtechnischem Aufwand und Präzision nicht zu unterscheiden sind, sich dennoch in finiter Zeit in messbar unterschiedliche Zustände begeben ([Eckmann & Ruelle, 1985](#)).

Der häufigste angewendete Entropiewert als numerische Abschätzung für die Kolmogorov-Sinai-Entropie (siehe auch die Einleitung von [Ramdani et al. \(2009\)](#) für die weitere geschichtliche Entwicklung anderer entropiebasierter Approximationsverfahren ([Ramdani et al., 2009](#))) in der Anwendung auf physiologische Zeitreihen ist die Approximate-Entropie von Pincus (1991) ([Pincus, 1991](#)).

Dieses Maß lässt sich bei relativ kurzen experimentellen Daten benutzen, was dessen Anwendung im praktischen Kontext plausibel macht. Zur Darstellung der algorithmischen Vorgehensweise wird das Prozedere nachfolgend beschrieben. Es sei eine Zeitreihe  $[x(t)] = [x(1), x(2), \dots, x(n)]$  mit  $n$  Datenpunkten gegeben. Für die Applikation müssen vordefinierte Werte (Parameter)  $m$  und  $r$  gewählt werden. Der Parameter  $m$  ist eine natürliche Zahl, und wird verwendet, um zu deklarieren, wieviele Punkte man zur Prädiktion verwenden möchte. Die positive reelle Zahl  $r$  definiert eine Toleranzregion. Der Algorithmus läuft dann in den Schritten ab:

1. Forme eine Sequenz von Vektoren (Template-Vektoren)  $[x'(i)] = [x'(1), x'(2), \dots, x'(n - m + 1)]$ , wobei  $x'(i) = [x(i), x(i + 1), \dots, x(i + m - 1)]$  ist.
2. Bilde die Quotienten  $C_i^m(r) = k / (n - m + 1)$ , wobei  $k$  die Anzahl aller  $x'(j)$  darstellt mit  $\|x'(i), x'(j)\| < r$ . Mit der letzten Vorgabe bedeutet dieser Schritt, dass nur diejenigen Ausschnitte (Vektoren) der Zeitreihe betrachtet werden, deren Abstand (für gewöhnlich wird hier die Maximumnorm verwendet; es sind aber auch andere Abstandsmaße wie z.B. der euklidische Abstand möglich) von  $x'(i)$  kleiner als die Toleranzregion ausfällt.
3. Berechne die Summe aller logarithmierten  $C_i^m(r)$  :

$$\Phi_m(r) = \frac{\left( \sum_{i=1}^{n-m+1} \ln(C_i^m(r)) \right)}{(n - m + 1)^{-1}}$$



4. Die Approximate-Entropie ergibt sich nun als Differenz wie folgt.  $ApEn = \Phi_m(r) - \Phi_{m+1}(r)$ . Man sollte beachten, dass der Wert der Approximate-Entropie von der Wahl der Parameter  $m$  und  $r$ , sowie von der Samplegröße  $n$  abhängt, weshalb die Statistik auch häufig mit  $ApEn(m, r, n)$  deklariert wird.

Die Approximate-Entropie beschreibt die Regularität innerhalb der Zeitreihe. Im Grenzprozess beschreibt sie den negativen natürlichen Logarithmus der Wahrscheinlichkeit, dass zwei Sequenzen, die für  $m$  Datenpunkte ähnlich (innerhalb der Toleranzregion) sind auch für  $m + 1$  Datenpunkte ähnlich sein werden. Ein niedriger Wert nahe bei null entspricht einer hohen Wahrscheinlichkeit, dass Sequenzen des Signals sich wiederholen und somit ist ein niedriger Entropiewert mit einem eher regulären Signal assoziiert. Die Regularität sollte stark abgegrenzt werden von der Komplexität eines Signals (Costa et al., 2002). Zum Beispiel weisen braunes Rauschen (sehr reguläres Signal mit niedriger Entropie) und weißes Rauschen (sehr irreguläres, randomisiertes Signal mit maximaler Entropie) beide hinsichtlich des Verständnisses von Ordnung und Unordnung keine komplexen Strukturen auf (Delignières & Marmelat, 2012). Pinkes Rauschen als Mittelding zwischen Ordnung und Unordnung auf der anderen Seite ist strukturell komplex organisiert. Regularität ist hier zu verstehen als eine Eigenschaft von früheren gemessenen Werten auf zukünftige Werte schließen zu können. Somit sind Regularitätsmaße als Prädiktionsmaße zu verstehen. Wenn man eine Zeitreihe bis zu einem bestimmten Zeitpunkt kennt, wie gut lassen sich dann konsekutive Werte der Zeitreihe daraus schätzen? (vgl. Borg & Laxåback, 2010). Für ein deterministisches Signal wird keine weitere Information benötigt, wohingegen bei einem randomisierten Signal die komplette Zeitreihe benötigt wird, um diese vorherzusagen (vgl. Borg & Laxåback, 2010). Zum Beispiel seien zwei Zeitreihen gegeben, die wie folgt organisiert sind:  $x = [3,7,5,8,3,7,5,8,3,7,5,8,3,7,5,8, \dots]$ ,  $y = [8,8,7,5,7,3,8,8,8,5,7,3,5,5,3,3, \dots]$ .

Die erste Zeitreihe habe eine Periode der Länge 4, bzw. die Zahlenfolge 3,7,5,8 wiederhole sich für die nächsten  $n$  Werte. Für die Konstruktion der zweiten Zeitreihe sei ein Zufallsmechanismus gewählt, der die Zahlen 3,5,7,8 randomisiert wählt und anhängt bis die Zeitreihe  $n$  Werte umfasst. Dann kann aus der Kenntnis der ersten vier Zahlen der ersten Zeitreihe jede beliebige Stelle vorhergesagt werden, was einer perfekten Regularität gleichkommt - das Signal ist deterministisch. Im Falle der zweiten Zeitreihe würde eine vollkommen sto-



chastische Struktur vorliegen, was bedeute, dass die vorliegende Zeitreihe sehr irregulär erscheinen würde. In diesem extremen Fall kann keinerlei Aussage über zukünftiges Verhalten angestellt werden. Reduzieren wir die abgebildeten Signale  $x$  und  $y$  auf die bekannten und angegebenen 16 Stellen. Es ergeben sich für die Entropiewerte für die deterministische Folge  $ApEn(2,2,16) = 0.0044$  und für die stochastische Folge  $ApEn(2,2,16) = 0.2793$ . Hierbei wurden die Parameter  $m = 2$  und  $r = 2$  gewählt. Hinsichtlich traditioneller statistischer Werte kann eine solche klare Differenzierung nicht erbracht werden - die inhärente Struktur wird nicht offenbart. Der Mittelwert beträgt in beiden Fällen ca. 5,8 bei einer Standardabweichung von etwa 2. Für große  $n$  würden beide Zeitreihen immer ähnelichere statistische Momente besitzen - genauer: der Mittelwert der stochastischen Zahlenfolge konvergiert gegen 5,75 (die Wahrscheinlichkeit in der stochastischen Folge für eine bestimmte Zahl beträgt 0,25 und somit ergibt sich als Erwartungswert  $0,25 \cdot 8 + 0,25 \cdot 7 + 0,25 \cdot 5 + 0,25 \cdot 4 = 5,75$ ). Für die Standardabweichung lässt sich eine äquivalente Feststellung formulieren.

Eine Verfeinerung der Approximate-Entropie ist die Sample-Entropie, die von Richman & Moorman (2000) eingeführt wurde (Richman & Moorman, 2000). Im Unterschied zur Approximate-Entropie ist hier eine höhere relative Konsistenz und eine geringere Anfälligkeit gegen verhältnismäßig kurze Zeitreihen zu erwarten (Richman & Moorman, 2000). Die Sample-Entropie ist als der negative natürliche Logarithmus der Wahrscheinlichkeit definiert, dass zwei Sequenzen, die für  $m$  Datenpunkte ähnlich sind, auch für  $m + 1$  Datenpunkte ähnlich sein werden, wobei die Wahrscheinlichkeit vom Standpunkt der gesamten Zeitreihe betrachtet wird, und nicht wie bei der Approximate-Entropie von den einzelnen Zustandsvektoren (engl. template-wise). Zudem werden keine Vergleiche zwischen identischen Sequenzen zugelassen. Der Algorithmus wird analog zu Ramdani et al. (2009) beschrieben (Ramdani et al., 2009). Es wird von einer standardisierten Zeitreihe  $[x(t)] = [x(1), x(2), \dots, x(n)]$  ausgegangen mit Mittelwert null und Varianz eins.

1. Der erste Schritt ist analog zum Approximate-Entropie-Algorithmus: Es werden Template-Vektoren  $[x'(i)] = [x'(1), x'(2), \dots, x'(n - m + 1)]$  gebildet.
2. Es werden die Quotienten  $B_i^m(r) = k / (n - m - 1)$  gebildet, wobei  $k$  die Anzahl aller  $x'(j)$  darstellt mit  $\|x'(i), x'(j)\| < r$ . Der Unterschied zur Approximate-Entropie liegt nun darin, dass der Fall  $i = j$  nicht berücksichtigt wird, somit ergibt sich auch der abgeänderte Nenner im Quotienten.

3. Nun berechnet man  $B^m(r) = 1/n - m \sum_{i=1}^{n-m} B_i^m(r)$ .
4. Die beschriebene Vorgehensweise (Schritt 2 und 3) wird wiederholt für ein  $v = m + 1$  und man erhält nach Berechnung der Quotienten  $A_i^m(r)$  das Maß  $A^m(r)$ .
5. Die Sample-Entropie ist definiert als  $SampEn(m, r, n) = -\ln \frac{A^m(r)}{B^m(r)}$ .

Für die zuvor betrachteten 16-stelligen Signale  $x$  und  $y$  (nach einer Normalisierung) sind die Sample-Entropiewerte wie folgt: Die deterministische Zeitreihe erhält den Wert  $SampEn(2,0.3,16) = 0$ , die stochastische Zeitreihe den Wert  $SampEn(2,0.3,16) = 1,4816$ . Hinsichtlich der Analyse von CoP-Signalen empfehlen verschiedene Autoren das Signal vorher zu differenzieren (e.g. [Govindan et al., 2007](#), [Ramdani et al., 2009](#)).

Die Berechnung von Entropiewerten stellt die Anforderung an den Auswerter, angemessene Auswahlregeln für die Parameter  $m$  und  $r$  zu besitzen. Das Vorgehen von [Ramdani et al. \(2009\)](#) könnte hierbei dienlich sein, um adäquate Werte finden zu können ([Ramdani et al., 2009](#)). Hierbei werden Entropiewerte unter Variation der Inputparameter  $m$  und  $r$  berechnet und graphisch aufgetragen. Desweiteren wird empfohlen, das Minimum der von [Lake et al. \(2002\)](#) entworfenen Fehlerfunktion zu bestimmen, um einen Einblick in die Auswirkung der Variation von  $r$  zu erhalten ([Lake et al., 2002](#), [Ramdani et al., 2009](#)). Ferner sei auf die Beschreibung in [Kirchner et al. \(2012a\)](#) verwiesen ([Kirchner et al., 2012a](#)).

Die Entropiemaße decken lediglich je nach Wahl des Parameters  $m$  eine bestimmte Zeitskala ab (Regularität). Hinsichtlich des CoP-Verlaufs ist es jedoch dienlich, verschiedene Zeitskalen zu berücksichtigen (Komplexität). Will man nun ein Komplexitätsmaß haben, so kann die Regularität in Abhängigkeit der betrachteten Zeitskala bestimmt werden. Dieses Maß ist als Multi-Scale-Entropie bekannt ([Costa et al., 2002](#)). Hierzu werden für die jeweiligen Zeitskalen neue Zeitreihen aus dem Ursprungssignal konstruiert. Für eine Zeitreihe  $[x(t)] = [x(1), x(2), \dots, x(n)]$  berechnet man die neuen Zeitreihen  $[y^\tau(j)]$ , die als grob gekörnte Approximationen angesehen werden können (engl. coarse-grained time series), mittels der Berechnungsvorschrift:  $y^\tau(j) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x(i)$ ,  $1 \leq j \leq N/\tau$ . In Worten bedeutet diese Vorschrift, dass jeweils der Mittelwert von  $\tau$  aufeinanderfolgenden Werten gebildet wird, um die Werte für die neue Zeitreihe zu bekommen. Überschneidungen sind dabei ausgeschlossen. Für  $\tau = 1$  erhält man

also das ursprüngliche Signal. Für die neuen Zeitreihen berechnet man sukzessive die Sample-Entropiewerte und trägt diese in Abhängigkeit des Skalierungsfaktors  $\tau$  auf. Costa et al. (2002) schlagen vor, einen Komplexitätsindex zu berechnen, der über die Summe aller Sample-Entropiewerte über alle betrachteten Skalen definiert ist (Costa et al., 2002). Prinzipiell ist es denkbar, auch weitere Entropiemaße als Fundamentalmaß für die Multi-Scale-Entropie zu benutzen.

Es sind etliche weitere Entropiemaße veröffentlicht worden, wobei in Bezug auf physiologische Zeitreihen die Approximate-Entropie oder die Sample-Entropie die größte Verbreitung erhalten. Ein weiterer Kandidat für eine Verfeinerung der Sample-Entropie könnte die Fuzzy-Entropie sein (Chen et al., 2007). Im Gegensatz zu der Approximate-Entropie oder der Sample-Entropie wird hier nicht nach dem Alles-oder-Nichts-Prinzip vorgegangen (entweder fallen die betrachteten Werte in die Toleranzregion und dann werden diese gezählt, oder sie sind außerhalb und werden nicht gezählt). Diese Praxis ist somit eine Null oder Eins-Entscheidung (Heaviside-Funktion<sup>30</sup>). Im Falle der Fuzzy-Entropie wird die Ähnlichkeit zwischen den Vektoren über Ähnlichkeitsfunktionen berechnet und erlaubt somit eine unscharfe Zuweisung. Im direkten Vergleich scheint die Fuzzy-Entropie bessere Ergebnisse zu liefern (Chen et al., 2009). Jedoch gibt es bis dato noch wenige Vergleichsstudien, sodass die Güte der Anwendung auf CoP-Zeitreihen noch spekulativ bleibt (e.g. Barbado Murillo et al., 2012).

### 2.2.6 Korrelationsstruktur

Für die oben angesprochene Charakterisierung fraktaler, also selbstähnlicher Strukturen in Zeitreihen existieren ebenso verschiedene Maße. Man kann sich eine fraktale Struktur in Signalen begreiflich machen, wenn man sich eine Zusammenfassung von Teilsignalen auf unterschiedlichen Zeitskalen vorstellt, die untereinander ähnliche Verläufe besitzen. Insgesamt ergibt sich dann ein über die Zeit verlaufendes Signal, das komplex aufgebaut erscheint. Es interessiert also die zeitliche Strukturierung der betrachteten Signale. Da es sich um ähnliche Signale handelt, spricht man auch von einer Korrelationsstruktur. Insgesamt zielen die weiter unten beschriebenen Analysemethoden darauf ab, den

---

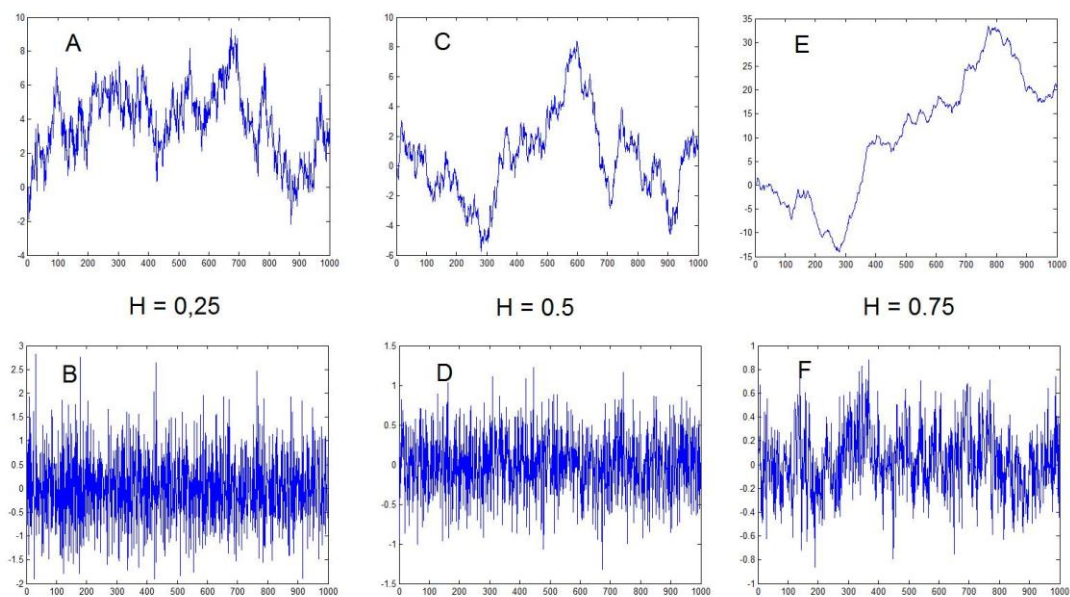
<sup>30</sup> Oliver Heaviside(1850-1925, Mathematiker).

sog. Hurst<sup>31</sup>-Exponenten zu schätzen (Delignières et al., 2006). Dieser Exponent stellt einen Index dar, mit dessen Hilfe man das Korrelationsverhalten des Signals bestimmen kann. In der Zeitreihenanalyse kann der Hurst-Exponent als Rauigkeitsindex angesehen werden, wobei höhere Werte für immer glattere und niedrigere Werte für immer rauhere Signale stellvertretend sind. Jedoch muss darauf geachtet werden, in welchem mathematischen Umfeld man sich gerade bewegt. Generell existieren für Rauscharten zwei fundamentale Klassen. Zum einen das fraktionale Brownsche Rauschen und zum anderen das fraktionale Gaußsche Rauschen (Abbildung 2.9) (Mandelbrot & van Ness, 1968). Fraktionales Brownsches Rauschen ist definiert über die Relation  $\langle \Delta x^2 \rangle \propto \Delta t^{2H}$ , wobei  $H$  der Hurst Exponent ist und zwischen 0 und 1 liegen muss (e.g. Amoud et al., 2007, Delignières et al., 2006). Die Relation bedeutet, dass die quadrierte Auslenkung des beobachteten Objektes eine Potenzfunktion der Zeitdifferenz ist (sie ist proportional zu der Potenzfunktion). Ist  $H = 0,5$ , so liegt eine normale Brownsche Bewegung vor. Für Werte von  $H < 0,5$  bezeichnet man die Bewegung als anti-persistent: Eine Bewegung in die eine Richtung wird wahrscheinlich von einer Bewegung in die entgegengesetzte Richtung begleitet. Vice versa, ein  $H > 0,5$  zeichnet eine persistente Bewegung aus: Eine Bewegung in die eine Richtung führt wahrscheinlich zu einer gleichgerichteten nachfolgenden Bewegung. Differenziert man das fraktionale Brownsche Rauschen, führt dies zur Klasse der fraktionalen Gaußschen Rauschformen. Der Hurst-Exponent ändert sich dabei nicht (Abbildung 2.9). Jedoch bergen die unterschiedlichen Rauschklassen offensichtlich vollkommen unterschiedliche Eigenschaften (trotz identischem Hurst-Exponenten). Fraktionales Brownsches Rauschen ist nicht-stationär (i.e. zeitabhängige Varianz), wobei fraktionales Gaußsches Rauschen stationärer Natur ist (i.e. konstante Varianz) (Delignières et al., 2006). Über den Hurst Exponenten korrespondiert jeweils eine fraktionale Brownsche Rauschform mit einer zugehörigen Gaußschen Variante. Um den Hurst-Exponenten einer Zeitreihe zu schätzen, steht man somit zuzunächst vor dem Problem, dass man das Signal einer Klasse zuordnen muss, bevor eine Rechnung angestrengt werden kann (e.g. Cannon et al., 1997). In manchen Fällen sollte daher eine Differenziation erfolgen, um aus einem nicht-stationären Signal ein annähernd stationäres zu bilden (wenn die zugrundeliegende Methode die Stationarität eines Signals voraussetzt). Die einfachste Methode das Korrelationsverhalten von

---

<sup>31</sup> Harold Edwin Hurst (1880-1978, Mathematiker).

Zeitreihen zu bestimmen, funktioniert mit Hilfe des Leistungsspektrums (engl. power spectral density). Da es sich bei physikalischen Messungen um finite Messzeitlängen handelt, ist das wahre Leistungsspektrum nicht bekannt und muss daher geschätzt werden. Eine solche Schätzung kann e.g. auf Basis des Periodogramms erfolgen. Eine konsistente Verbesserung des Periodogramms ist die Schätzung des Leistungsspektrums mit Hilfe der Welch-Methode (hierbei werden aus überlappenden Segmenten des Ursprungssignals Leistungsspektren berechnet und schlussendlich gemittelt) (Welch, 1967). Trägt man auf einer logarithmierten Frequenzskala die logarithmierten Quadratamplituden auf, so lässt sich mittels linearer Regression die negative Steigung  $\beta$  des Leistungsspektrums bestimmen (siehe hierzu **Abbildung 3.1** aus Schubert (2013)). Es besteht demnach eine Relation:  $S(f) \propto \frac{1}{f^\beta}$ , mit  $S(f)$  der quadrierten Amplitude,  $f$  der Frequenz und  $\beta$  dem Steigungskoeffizienten der Regressionsrechnung. Die Prozedur des Leistungsspektrums ist eine traditionelle Methode und kann als Präprozessierung angesehen werden, als dass bei der Existenz einer angemessenen linearen Regressionsgeraden sehr gut zwischen fraktionalem Gaußschem und fraktionalem Brownschen Rauschen unterschieden werden kann (Eke et al., 2000). Fraktionale Gaußsche Rauscharten besitzen Steigungen von -1 bis 1 und fraktionale Brownsche Rauscharten Steigungen zwischen 1 und 3 (Delignières et al., 2006). Der Wert von Beta steht in unmittelbarem Zusammenhang zu dem Hurst-Exponenten. Für fraktionales Gaußsches Rauschen gilt  $\beta = 2H - 1$ , wohingegen für fraktionales Brownsches Rauschen  $\beta = 2H + 1$  gilt. Somit kann mit dem Leistungsspektrum theoretisch die Korrelationsstruktur quantitativ abgebildet werden. Jedoch sind hierbei die modernen Methoden wie e.g. die Detrended Fluctuation Analysis geeigneter. „[...] the Hurst exponent can also be found in the power spectrum. However, with the detrending done in the time domain on time scales matching exactly the time scale of analysis, the scaling laws are typically much better expressed by the detrended fluctuation analysis than by the power spectrum“ (Kantz & Schreiber, 2005, S. 102).



**Abbildung 2.9** Erzeugte Signale von fraktionalem Brownschem Rauschen (oben) und fraktionalem Gaußischem Rauschen (unten). Zu sehen sind jeweils korrespondierende Signale für unterschiedliche Hurst-Exponenten ( $H$ ). Für  $H = 0,5$  erhält man die ordinäre Brownsche Bewegung; dessen Differenziation ergibt das ordinäre weiße Rauschen. Für  $H < 0,5$  sind die Signale rauher, bzw. antipersistent geartet (A). Für  $H > 0,5$  sind die Signale glatter, bzw. persistent organisiert (E).

Eine Vielzahl von Verfahren zur Bestimmung von Langzeitkorrelationen sind in Delignières et al. (2006) dargestellt (Delignières et al., 2006). Es sollen die in den **Kapiteln 4 bis 7** verwendeten Methoden (i.e. Detrended Fluctuation Analysis, Scaled Windowed Variance) und etwaige Verbesserungen vorgestellt werden.

Die Detrended Fluctuation Analysis (DFA) wurde ursprünglich von Peng et al. (1994b) entwickelt (Peng et al., 1994b), um den Hurst-Exponenten aus nicht-stationären Zeitreihen zu schätzen, deren Datenlänge experimentell bedingt für andere Verfahren nicht ausreichend ist (Kantelhardt et al., 2001). Das Verfahren ist ähnlich zur Vorgehensweise der Rescaled Range Analysis, die ursprünglich von Hurst (1965) zur Bestimmung des gleichnamigen Exponenten entwickelt wurde (cit. Delignières et al., 2006). Nachfolgend ist der Algorithmus dargestellt. Erneut sei  $[x(t)] = [x(1), x(2), \dots, x(n)]$  die gemessene Zeitreihe.

1. Man berechnet aus dem erhobenen Signal  $[x(t)]$  das um den Mittelwert  $\bar{x}$  bereinigte kumulierte (integrierte) Signal:  $X(n) = \sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})$ .
2. Die Zeitreihe  $X(n)$  wird in  $k$  nicht-überlappende Segmente von gleicher Größe unterteilt. Man beginnt mit dem Wert  $k = n/2$ , also unterteilt man



das Signal in zwei Abschnitte. In jedem Segment wird ein Trend mittels Regression berechnet (üblicherweise benutzt man hierfür lineare Trends). Die Trends werden aneinandergelagert und es entsteht eine zweite Zeitreihe  $Y(n)$ . Dann wird die charakteristische Abweichung (i.e. Residuen) zwischen den Signalen  $X(n)$  und  $Y(n)$  wie folgt berechnet:

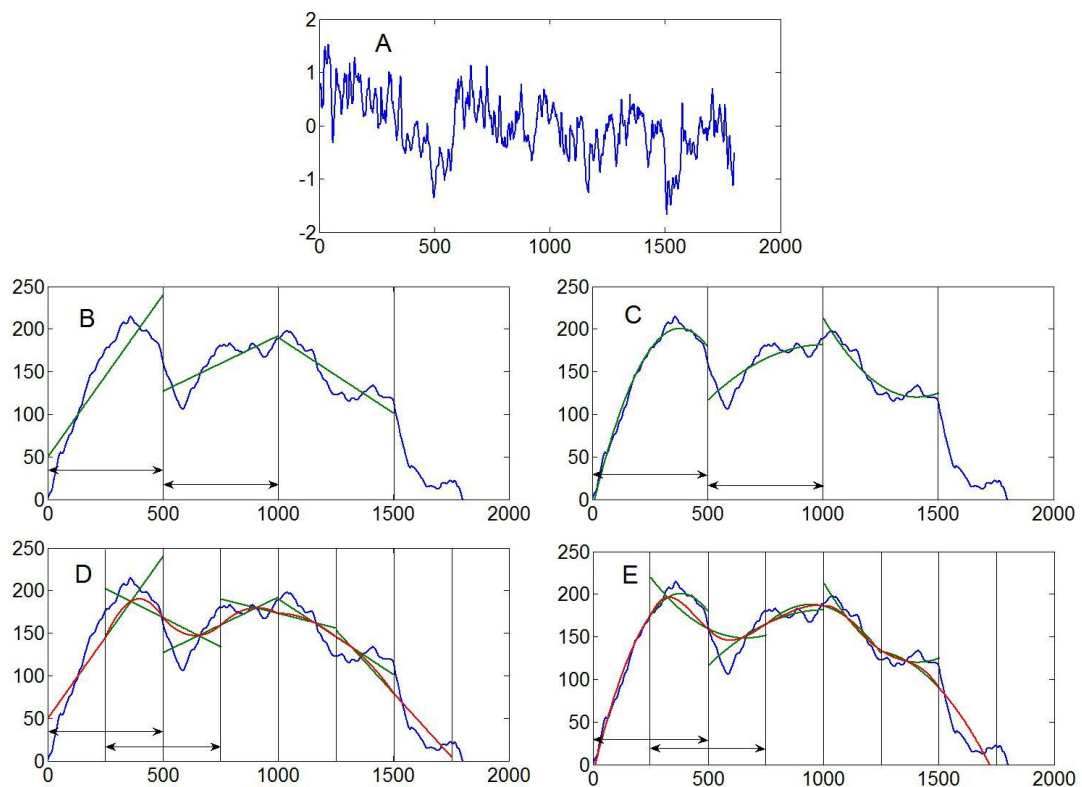
$$F(k) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X(n) - Y(n))^2}$$

3. Der Schritt 2 wird für alle  $k$  zwischen einem minimalen  $k$  (ca. 10) und  $n/2$  wiederholt. Man erhält für alle Segmentteilungen der Länge  $k$  jeweils einen Fluktuationswert  $F(k)$ .
4. Nach der Bildung aller  $F(k)$  werden die logarithmierten  $F(k)$  gegen die entsprechenden logarithmierten  $k$  aufgetragen (doppelt logarithmierter Plot). Für gewöhnlich ist der Graph ansteigend.
5. Der Output der Analyse ist die Steigung  $\alpha$  (wenn lediglich eine vorhanden ist) aus der linearen Regressionsgeraden des doppelt logarithmierten Plots. Häufig wird diese Relation mittels  $F(k) \propto k^\alpha$  beschrieben.

Für fraktionales Brownsches Rauschen erwartet man Alphawerte zwischen 1 und 2; für fraktionales Gaußsches Rauschen würde man Werte zwischen 0 und 1 erhalten. Das spezielle 1/f-Rauschen entspräche einem Alpha von 1. Der Hurst-Exponent wird für fraktionales Brownsches Rauschen über die Gleichung  $H = \alpha - 1$  bestimmt; für fraktionales Gaußsches Rauschen entspricht der Alphawert dem Hurst-Exponenten  $H = \alpha$  (Delignières et al., 2006). Besonders dann wird die Evaluation des Prozesses schwierig, wenn man einen Wert nahe bei eins (1/f-noise) erhält.

Im Allgemeinen können bei der DFA jegliche Formen von Regressionen durchgeführt werden (e.g. Hu et al., 2001, Horvatic et al., 2011), wobei die Applikation von linearen Regressionen in der Analyse von physiologischen Signalen prävaliert. In **Abbildung 2.10** ist für ein exemplarisches CoP-Signal einmal ein linearer Trend und einmal ein quadratischer Trend für eine bestimmte Fenstergröße  $k$  dargestellt. Das Problem bei der Berechnung der Fluktuationen liegt nach Riley et al. (2012) darin, dass bei der DFA der entstehende Trend sprunghaft (unstetig) zwischen den Fenstern geartet ist und dass somit die Approximation fehlerhaft ist (Riley et al., 2012). Aus diesem Grund werden in der Literatur verschiedene Verbesserungen vorgeschlagen, wie beispielsweise die Adaptive Fractal Analysis (Gao et al., 2011, Riley et al., 2012, Kuznetsov et al.,





**Abbildung 2.10** Trendberechnungen für die Detrended Fluctuation Analysis (DFA) und für die Adaptive Fluctuation Analysis (AFA). Es sei ein exemplarisches Signal gegeben (A), welches, nachdem der Mittelwert subtrahiert wurde, integriert wurde (blaue Linie in B,C,D,E). Im Falle der DFA werden für nicht-überlappende Intervalle Regressionslinien bestimmt (hier grüne Linien; linear (B) oder quadratisch (C)). In der AFA-Applikation werden ebenfalls innerhalb der Intervalle Regressionen berechnet, wobei diesmal die Intervalle überlappend angeordnet sind (grüne Linien; linear (D) oder quadratisch (E)). Die horizontalen Pfeile geben die jeweilige Intervallbreite an. Die Intervalle werden durch vertikale Linien voneinander getrennt dargestellt. Das aus den überlappenden Regressionen entstehende Trendsignal ist in roter Farbe markiert.

2012). Der wesentliche Unterschied zur DFA liegt in der Berechnung des Trendsignals über eine Gewichtungsfunktion. Im Gegensatz zur DFA werden also überlappende Fenster gewählt und im Überlappungsbereich wird ein gewichtetes und stetiges Signal generiert. Hierdurch wird gewährleistet, dass ein glattes Trendsinal (engl. smooth signal) erzeugt wird, wodurch eine bessere Approximation erreicht werden kann (Abbildung 2.10).

Die Scaled Windowed Variance (SWV) wurde von Cannon et al. (1997) erstmals dokumentiert (Cannon et al., 1997). Der Algorithmus, welcher der DFA sehr ähnlich kommt, soll nun beschrieben werden.

1. Das Signal  $[x(t)]$  wird in nicht-überlappende Intervalle (Fenster) von der Länge  $k$  geteilt. Eine Trendbereinigung wird in den Intervallen vollzogen.

Zum einen kann diese mittels linearer Regression wie bei der DFA durchgeführt werden (engl. linear detrending); zum anderen kann innerhalb jedes Intervalls diejenige Linie abgezogen werden, die durch den Anfangs- und den Endpunkt des Intervalls definiert wird (engl. bridge detrending).

2. Die Standardabweichung innerhalb jedes Intervalls wird berechnet mit Hilfe von  $s^k(j) = \sqrt{1/n - 1 \sum_{i=1}^k (x(i) - \bar{x})^2}$ . Hierbei bedeutet  $\bar{x}$  der Mittelwert des betrachteten Segments und  $j$  die Anzahl der Intervalle.
3. Es wird für alle  $k$  zwischen einem minimalen  $k$  (ca. 10) und  $n/2$  wiederholt. Für  $n/2$  erhält man zwei benachbarte Intervalle.
4. Für jedes  $k$  wird die durchschnittliche Standardabweichung berechnet, also  $\bar{s}(k) = 1/j \sum_{i=1}^j s^k(i)$ .
5. Es wird in einem doppelt logarithmierten Plot erstellt -  $\log(k)$  auf der Abszisse und  $\log(\bar{s}(k))$  auf der Ordinate. Der Schätzer für den Hurst-Exponenten  $H$  ist die Steigung des Graphen, analog zu  $\bar{s} \propto k^H$ .

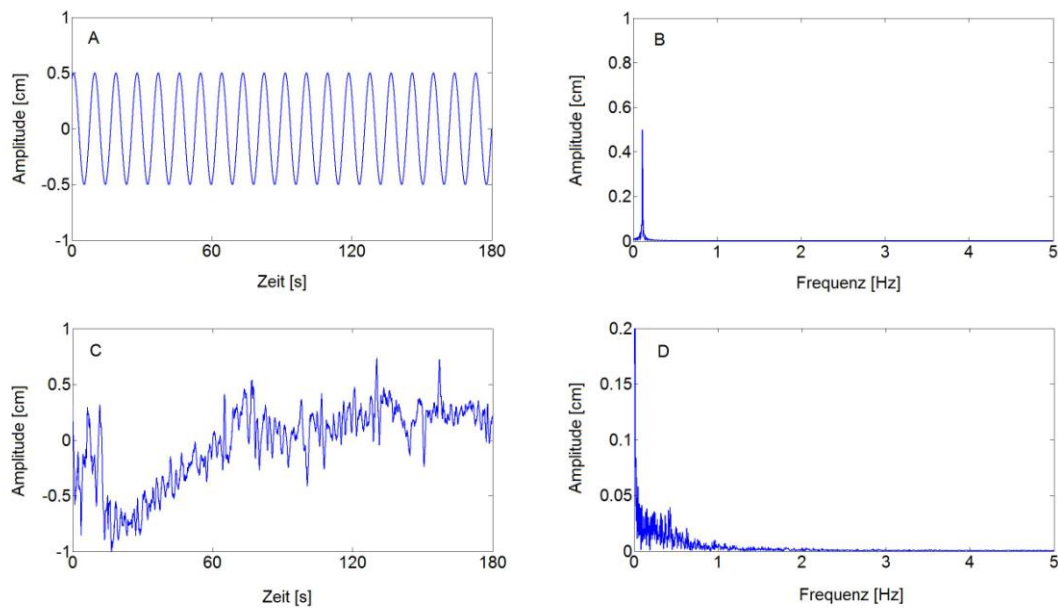
Ebenso wie bei der Verfeinerung der DFA durch die Adaptive Fluctuation Analysis über die verbesserte Trendlinie kann hier womöglich über ein solches Vorgehen spekuliert werden.

### 2.2.7 Wavelet-Analyse

Die Wavelet-Analyse bezeichnet eine mathematische Methodik zur Beschreibung von Zeitreihen im Frequenzbereich (e.g. Addison, 2002, Blatter, 2003). Nach Mertins (2010) fundiert dessen Entwicklung auf e.g. der Arbeit von Morlet et al. (1982), ist also ein erst unlängst entwickeltes Tool der Zeitreihenanalyse<sup>32</sup> (Morlet et al., 1982, Mertins, 2010). Anders als die traditionellen Frequenzanalysen wie die Fourieranalysen<sup>33</sup> (auf Basis der diskreten Fast Fourier Transformation (Cooley & Tukey, 1965)) - worauf zum Beispiel die schon angesprochene Methodik des Leistungsspektrums fußt - wird hierbei die temporäre Information des Signals berücksichtigt. Es lässt sich im Gegensatz zu fourierthechnischen Auswertungen die zeitvariante Lokalisation von charakteristischen Kurvenverläufen (e.g. prägnante Signalspitzen) im Frequenzspektrum nachvollziehen. Um diesen Umstand begreiflich zu machen, sollen kurz inhaltlich die Vorgehensweisen der Methoden voneinander abgegrenzt werden. Bei der Fourier-Analyse versucht man die im Signal enthaltenen verschiedenen Frequenzanteile in Form von spezifischen Sinusfunktionen zu berechnen (Abbildung 2.11). In der Praxis sind Zeitreihen diskreter Natur und die zugehörige Berechnungsvorschrift bezeichnet man als diskrete Fourier-Transformation (DFT) contra der auf theoretischer Ebene existierenden kontinuierlichen Fourier-Transformation: Ausgehend von einer Zeitreihe  $[x(t)] = [x(1), x(2), \dots, x(n)]$  wird das DFT-Signal mittels  $f_k = 1/\sqrt{n} \cdot \sum_{i=0}^{n-1} x(i) \exp\left(-2\pi i l \frac{k}{n}\right)$  berechnet, wobei  $n$  die Signallänge und  $i$  die imaginäre Einheit bezeichnen. Hierbei erhält man folglich eine Kodierung im Frequenzbereich (Frequenz auf der Abszisse und Amplitude auf der Ordinate) - man bekommt ein Amplitudenspektrum mit der maximalen Frequenz  $f_{max} = \frac{1}{2 \cdot \Delta t}$ , was durch die Nyquist-Frequenz beschränkt wird. Der Ausdruck  $\Delta t$  ist die Sampling-Zeit und wird logischerweise durch die Abtastrate  $f_s$  vorherbestimmt  $\Delta t = \frac{1}{f_s}$ . Jedoch geht bei der Transformation der Zeitreihe in den Frequenzbereich womöglich wichtige Zeitinformation verloren. Es ist explizit nicht mehr möglich, charakteristische Signaleigenschaften zeitlich zuzuordnen. Besonders, wenn es sich um nicht-stationäre Signale handelt, deren grundlegende

<sup>32</sup> Es sei hier angemerkt, dass die Theorie der Wavelet-Analyse bis in das früheste 20. Jhd hineinreicht, der eigentliche Durchbruch jedoch mit dem angegebenen Jahr einher geht.

<sup>33</sup> Jean Baptiste Joseph Fourier (1768-1830, Mathematiker).



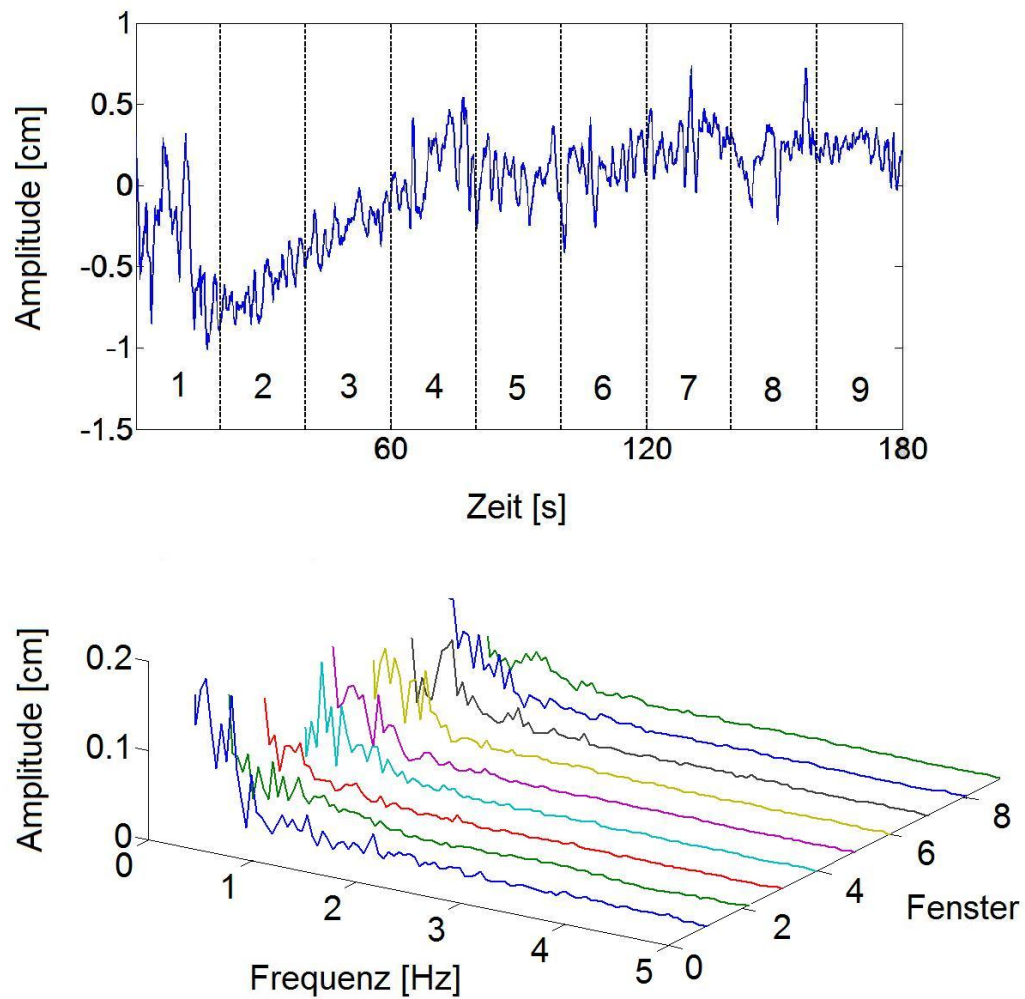
**Abbildung 2.11** Frequenzanalyse einer sinusförmigen Zeitreihe und einer CoP-Zeitreihe (anterior-posterior). Es wurde ein künstliches Sinussignal mit Amplitude 0,5 aus 18000 Datenpunkten (Abtastrate: 100Hz) erzeugt (A). Das daraus resultierende Amplitudenspektrum mittels FFT-Algorithmus ergibt einen charakteristischen Hochpunkt bei ca. 0,1Hz (B). Des Weiteren ist ein CoP-Signal dargestellt über einen Zeitraum von 180 Sekunden (Abtastrate 100Hz) (C). Das zugehörige Amplitudenspektrum ist ebenfalls abgebildet (D). Es sind vergrößerte Ansichten der Amplitudenspektren zu sehen (bis 5Hz). Die Frequenzauflösung reicht bis 50Hz.

einher (Mertins, 2010). Eine gefensterete Fourier-Analyse eines CoP-Signals lässt sich an **Abbildung 2.12** exemplifizieren.

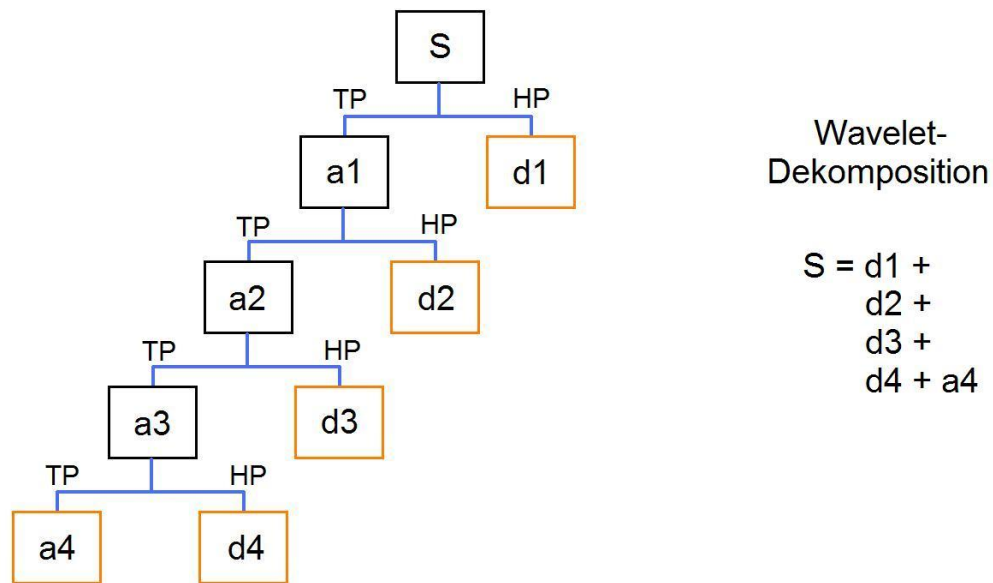
In Abgrenzung dazu wird eine starre Fensterung wie bei der Kurzzeit-Fourier-Analyse und den damit verbundenen Problemen in der Wavelet-Analyse damit entgegnet, dass äußert variable Intervalle durch Anpassung des Wavelets betrachtet werden können. Die Intervallbreiten werden jedoch nicht durch Fenster vorgegeben (i.e. moduliert), sondern die Wavelets werden skaliert (man sagt auch dilatiert), weshalb man in der Wavelet-Analyse von einer Zeit-Skalen-Analyse spricht (vgl. Mertins, 2010). Ein Wavelet ist eine meist sehr irreguläre und asymmetrische Funktion, die zu den Seitenden Wert Null annimmt. Ausgehend von einem grundlegenden Wavelet - dem Mutter-Wavelet (engl. mother wavelet) - werden dilatierete und verschobene Versionen (engl. child wavelets) so erstellt, dass sie dem Signal besonders gut angepasst werden können. Das aus

<sup>34</sup> D Gábor (1900-1979, Ingenieur) erhielt 1971 den Nobelpreis für Physik

<sup>35</sup> Werner Karl Heisenberg (1901-1976, Physiker), Nobelpreisträger für Physik



**Abbildung 2.12** Gefensterte Fourier-Analyse. Oben ist das Ursprungssignal abgebildet (Abtastrate 100Hz). Eine Fensterbreite von 2000 Datenpunkten (entsprechend eines Zeitintervalls von 20s) wurde gewählt, sodass 9 Fenster generiert werden konnten. Unten ist ein fließender Graph des gefensterten Amplitudenspektrums dargestellt. Durch die Fensterung lassen sich temporäre Informationen auf die Frequenzanalyse beziehen. Beispielsweise wird hier deutlich, dass im ersten Fenster andere Frequenzen im Signal enthalten sind als in nachfolgenden Fenstern.



**Abbildung 2.13** Schematische Darstellung der diskreten Wavelet-Analyse. Aus dem Signal  $S$  errechnet sich das erste Detail ( $d1$ ) über einen Hochpassfilter (HP) und die erste Approximation ( $a1$ ) über einen Tiefpassfilter (TP). Die Approximation ( $a1$ ) ist nun Ausgangslage für den nächsten Schritt der Dekomposition. Am Ende werden lediglich die Details und die letzte Approximation beibehalten (orange unterlegt). Das Signal ergibt sich dann als Summe aus den Details ( $d1 + d2 + d3 + d4$ ) und der letzten Approximation ( $a4$ ).

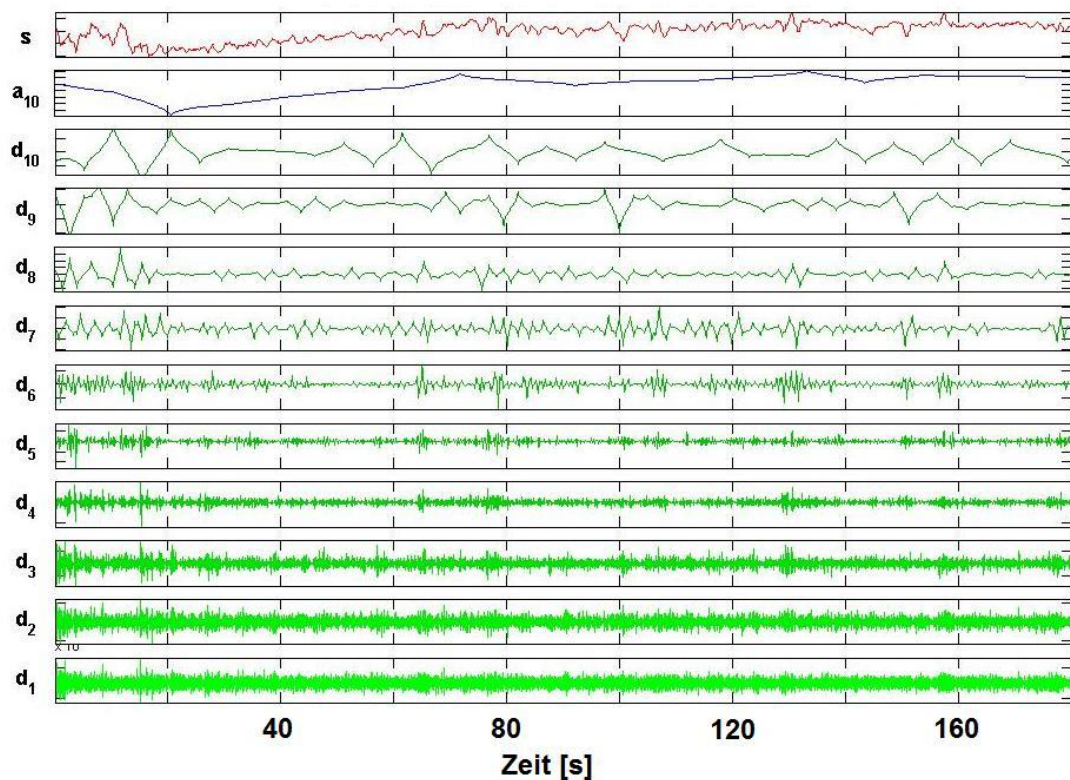
der Wavelet-Analyse entstehende Diagramm basiert auf der Berechnung der Wavelet-Koeffizienten. Diese sind abhängig von der Skala  $a$  und der Position  $b$  und können als Ähnlichkeitskoeffizienten angedeutet werden. Die kontinuierliche Variante der Wavelet-Transformation berechnet die Koeffizienten  $W$  zu (dann steht  $x(t)$  für eine von  $t$  abhängige kontinuierliche Funktion):  $W_{a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi_{a,b}^*(t) dt$ . Die dilatierten und verschobenen Wavelets  $\psi_{a,b}(t)$  gehen aus dem Mutter-Wavelet  $\psi(t)$  hervor:

$$\psi_{a,b}(t) = 1/\sqrt{a} \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right),$$

wobei das hochgestellte  $*$  die komplexe Konjugation symbolisiert. Die Dilatation kann bildhaft als Stauchung oder Streckung der Funktion, die Verschiebung als Verschiebung auf der Abszisse verstanden werden. Im Grunde handelt es sich bei der Wavelet-Transformation um einen algorithmisch durchführbaren Prozess, der besonders im diskreten Fall einleuchtend ist. In der diskreten Wavelet-Transformation berechnet man nicht für jede Variation der Faktoren  $a$  und  $b$  die Wavelet-Koeffizienten. Vielmehr entscheidet man sich, auch der limitierten Re-

chenkapazität halber, für ein vorgegebenes Level. Level und Zeitskala hängen wie folgt zusammen  $a = 2^j$ , wobei in gewohnter Weise  $a$  die Skala angibt und  $j$  hier für das Level steht und lassen sich dadurch ineinander überführen. Der Verschiebungsparameter ist dann  $b = 2^j k$ , wobei  $k = 0, \dots, K(j)$  mit  $K(j) = \left\lfloor \frac{N-2^j}{2^j} \right\rfloor$ , und die Gaußklammer  $\lfloor \cdot \rfloor$  steht für die Abrundungsfunktion (vgl. Chagdes et al., 2009). Die Level bezeichnet man als dyadische Skalen. Will man beispielsweise ein Signal bis zu einer Skala von 1024 untersuchen, so sind lediglich 10 Berechnungen notwendig (da die zehnte Potenz von 2 den Wert 1024 ergibt). Die diskrete Wavelet-Transformation hinsichtlich der dyadischen Skalierung kann mit dem Algorithmus von Mallat (1989) in einer schnellen Variante durchgeführt werden (Mallat, 1989). Das Vorgehen soll nur schematisch und nicht im Detail behandelt werden. Der Algorithmus läuft iterativ mit einem kaskadenartigen Output. Aus dem Ursprungssignal (S) wird mittels Tiefpassfilter (tiefe Frequenzen kommen durch) ein Abkömmling des Ursprungssignals erzeugt, das nach Mallet (1989) als Approximation ( $a_1$ ) (engl. approximation) betitelt wird (Mallat, 1989). Ebenso generiert ein Hochpassfilter (hohe Frequenzen werden durchgelassen) ein zweites Signal, das als Detail ( $d_1$ ) (engl. detail) bezeichnet wird (Mallat, 1989). Nun wählt man als Ausgangssignal die Approximation  $a_1$  und behandelt diese mit dem Tiefpassfilter, was zu einer Approximation ( $a_2$ ) führt, und dem Hochpassfilter, was in einem zweiten Detail ( $d_2$ ) resultiert. Die verwendete Approximation  $a_1$  kann fortan verworfen werden. Der Charakter der dyadischen Potenz wird nun klar und der Prozess ist analog zu Mallat (1989, fig. 5) in **Abbildung 2.13** verdeutlicht (Mallat, 1989, fig. 5). Weiterhin ist eine Dekomposition in Details und Approximation in **Abbildung 2.14** dokumentiert. Die Hochpassfilter sind mit dem Mutter-Wavelet assoziiert, wohingegen die Tiefpassfilter mit der sog. Skalierungsfunktion (Vater-Wavelet, engl. father wavelet) assoziiert sind - sind also nicht willkürlich gesetzt, sondern implizit durch die Wavelets vorgegeben. Dieser Sachverhalt ist mit der Multiskalenanalyse und der Rekonstruktion verbunden und soll hier nicht tiefer behandelt werden. Im diskreten Fall erhalten wir also eine endliche Zahl von Koeffizienten, die von der Skala  $a$  oder besser vom Level  $j$  und der Position  $b$  abhängen. In diesem Sinne wird eine Matrix erzeugt, welche die Koeffizientenwerte beinhaltet. Die Generierung dieser Matrix erfolgt, wie schon eingangs angedeutet, algorithmisch (erst zeilenweise):





**Abbildung 2.14** Details und Approximation einer diskreten Level 10 Wavelet-Analyse. Anhand des Signals (S), welches schon bei den Abbildungen zur Frequenzanalyse Verwendung fand, soll die Prozedur veranschaulicht werden. In den zehn Stufen der kaskadenartigen Berechnung entstehen sukzessive die verschiedenen Details ( $d_1$  bis  $d_{10}$ ), sowie die Approximation ( $a_{10}$ ). Zum Beispiel entsprang das Detail  $d_2$  aus der Analyse der ersten Approximation  $a_1$ , wie es bereits beschrieben worden ist. Es wurde ein Coif-1-Wavelet benutzt.

1. Wähle ein Wavelet als Mutter-Wavelet.
2. Vergleiche den Signalanfang ( $b = 0$ ) mit dem Wavelet, bzw berechne den Wert von  $W_{a,b}$ . Dabei ist der Skalierungsfaktor  $a$  fest.
3. Variiere den Verschiebungsfaktor  $b$ , bzw. verschiebe das Wavelet nach rechts, entlang des Signals und berechne für alle  $b$  (bis zum Signalende) den Wert von  $W_{a,b}$ .
4. Verändere den Wert des Skalierungsfaktors  $a$ , bzw. stauche oder strecke das Wavelet und vollziehe die Schritte zwei bis drei.
5. Wiederhole den Schritt 4 für alle möglichen Skalierungsfaktoren  $a$ .

Die Wavelet-Koeffizienten lassen sich dann mit der Zeitkomponente auf der Abszisse und der Skalenkomponente (oder als Level) auf der Ordinate in einem Plot darstellen. Die betragsmäßige Größe der Wavelet-Koeffizienten  $W_{a,b}$  können dann farblich hervorgehoben werden (was üblicherweise der Übersichtlichkeit halber gemacht wird) oder dreidimensional in Form eines Gebirges darge-

stellt werden (was häufig unübersichtlich wird). Exemplarisch wird das Ergebnis einer diskreten Wavelet-Analyse und einer „kontinuierlichen“ Form des CoP-Signals aus den vorherigen Abbildungen zum direkten Vergleich in **Abbildung 2.15** dargestellt. Die im Signal enthaltene Frequenz ist in den Skalen kodiert. Dabei stehen niedrige Skalen für eine hohe Frequenz des Signals und hohe Skalen eben für eine niedrige Frequenz des Signals. Als Umrechnung kann folgende Relation verwendet werden. Die Frequenz  $f_a$  in Abhängigkeit des Skalierungsfaktors  $a$  lässt sich bestimmen aus  $f_a = (f_c \cdot f_s)/a$ , wobei  $f_c$  die Mittenfrequenz darstellt und  $f_s$  die Abtastrate ist.

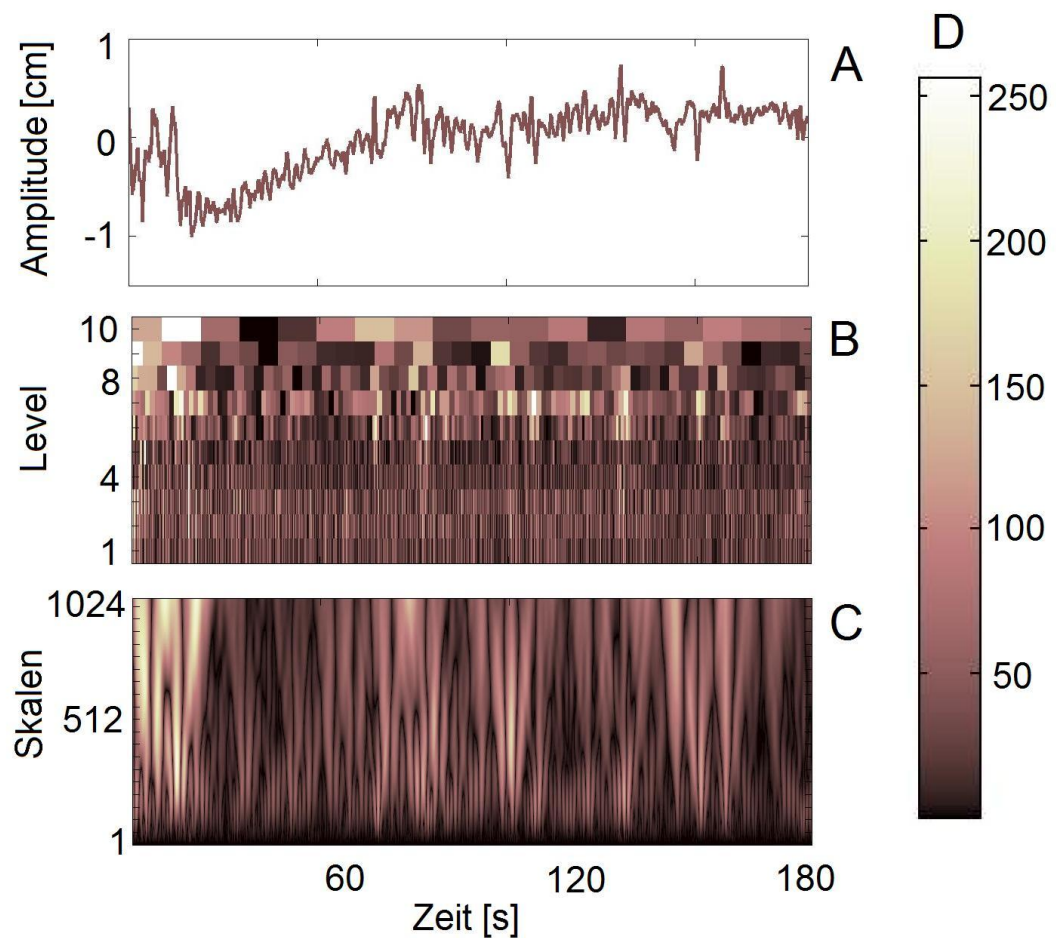
Eine grundlegende Problematik in der Wavelet-Analyse besteht darin, angemessene Wavelets für die Approximation des zu untersuchenden Signalmaterials zu finden und zu verwenden. Im Bereich der CoP-Evaluation werden verschiedene Mutter-Wavelets vorgeschlagen, um das Signal zu beschreiben. Es kommt hierbei auf die Struktur des Signals an, welche man normalerweise erwartet. Beispielsweise lassen sich die scharfen „Zacken“ eines elektromyographischen Signals wohl am besten mit einem Mutter-Wavelet beschreiben, das ebenso gezackt ist wie ein Aktionspotenzial eines Motoneurons (engl. motor unit action potential, MUAP), wie beispielsweise solche der Daubechies-Wavelet-Familie<sup>36</sup> (e.g. Flanders, 2002). Es ergibt sich jedoch die Schwierigkeit, dass anders als in der Elektromyographie, in der das Signal auf Einheiten, nämlich einem MUAP, zurückzuführen ist, in der Posturographie keine elementaren Bausteine zur Konstruktion der Zeitreihe ergründbar sind.

Beispielsweise schlägt Zhang (2006) vor das Coiflet-Wavelet<sup>37</sup> Coif1 zu verwenden (Zhang, 2006). Kirchner et al (2012a) übernehmen diese Vorgehensweise und verifizierten ihre Resultate zudem mit einem Bior1.3-Wavelet (Kirchner et al., 2012a). In einer späteren Analyse befanden die Autoren das Coif1-Wavelet als ausreichend (Kirchner et al., 2013). Beide Mutter-Wavelets (und ihre Skalierungsfunktionen (engl. father-wavelet)) sind in **Abbildung 2.16** illustriert. Die Mittenfrequenzen der beiden zuvor genannten Mutter-Wavelets können wie folgt angegeben werden: Coif1 mit 0,8 und Bior1.3 mit 0,8006, sodass der Zusammenhang von Skalierung und Frequenz mit der ebenfalls zuvor beschriebenen Formel hergestellt werden kann. Im Hinblick auf die besondere Strukturierung des CoP-Verlaufs könnte darüber spekuliert werden, eine expli-

---

<sup>36</sup> Benannt nach I Daubechies (Mathematikerin).

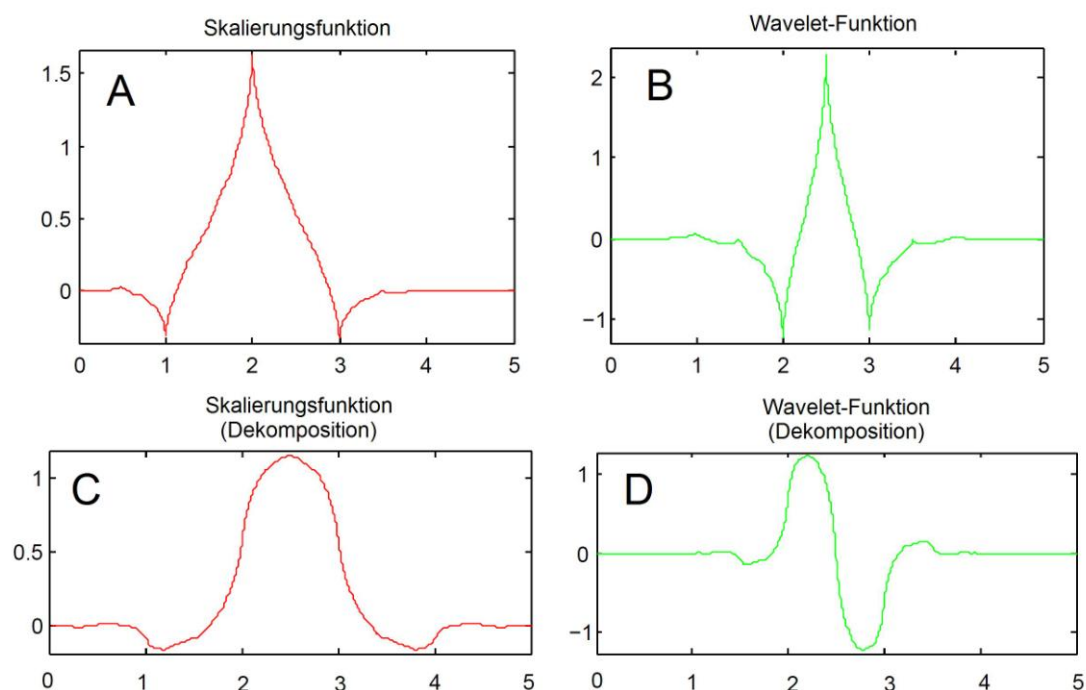
<sup>37</sup> Benannt nach R Coifman (Mathematiker).



**Abbildung 2.15** Darstellung der Wavelet-Analysen ausgehend von einem COP-Signal. (A) Oben ist ein typisches COP-Signal dargestellt, das über 3 Minuten aufgezeichnet wurde. Zur besseren Vergleichbarkeit zur Frequenzanalyse wurde hier dasselbe Signal verwendet, wie in den Abbildungen zur normalen und gefensterten Frequenzanalyse. (B) Das mittlere Panel zeigt die Illustration der absoluten Koeffizienten einer diskreten Wavelet-Analyse mit einem Coif-1-Wavelet bis Level 10. (C) Im unteren Subplot sind die absoluten Koeffizienten einer kontinuierlichen Wavelet-Analyse ebenfalls mit einem Coif-1-Wavelet zu sehen. Die Skalen reichen bis 1024, was der zehnten Potenz von zwei entspricht und somit analog zur diskreten Variante verstanden werden kann. (D) Rechtsseitig ist eine Farbskala dargestellt, welche mögliche Beträge für die Koeffizienten darstellt.

zit für die CoP-Analyse erstellte Wavelet-Familie zu benutzen. Hierbei muss das entsprechende Wavelet bestimmten Kriterien genügen. In diesem Sinne könnte eine umfangreiche Signaluntersuchung einer großen Zahl von empirisch erhobenen CoP-Zeitreihen dienlich sein, um mit Hilfe von Ähnlichkeitsanalysen strukturverwandte Signale zu erschaffen. Eine derartige Vorgehensweise könnte durch Approximationsverfahren, wie e.g. bei Kirchner & Schubert (2014) in einem vollkommen anderen Sachzusammenhang beschrieben, angestrebt werden (Kirchner & Schubert, 2014). In dieser Studie wurden spezielle Signale mittels Lagrange-Funktionen (orthogonale Funktionen) approximiert. Und im späteren Verlauf wurden stereotypisierte, artifizielle Signale erzeugt, die hinsichtlich der Charakteristika - Dauer, Höhe und Morphologie des Signals - als Prototypen der Inputsignale angesehen werden konnten (Kirchner & Schubert, 2014). Jedoch ist die Erstellung eigener Wavelets ein überaus komplizierter Prozess, der vielerlei überprüft werden muss.

Die aus einer Wavelet-Analyse deduzierten Parameter zur Beschreibung des Ergebnisses können vielfältig sein. Ein möglicher Zugang wird von Kirchner et al. (2012a) gegeben (Kirchner et al., 2012a). Die Autoren schlagen vor, die sog.



**Abbildung 2.16** Coiflet und Biorthogonale Wavelets. (A) Skalierungsfunktion (Vater-Wavelet) von Coif-1. (B) Wavelet-Funktion (Mutter-Wavelet) von Coif-1. (C) Skalierungsfunktion für die Dekomposition von Bior 1.3. (D) Wavelet-Funktion für die Dekomposition von Bior 1.3.

Energie (i.e. die Summe der quadrierten Koeffizienten der diskreten Wavelet-Analyse) in jeder betrachteten Skala als Prozentwert in Relation zur Gesamtenergie zu berechnen und gegen die Skalen aufzutragen. Seien  $A$  und  $B$  respektive die Mengen aller Skalen  $a$  bzw. aller Verschiebungskoeffizienten  $b$ ; dann ist formell also  $E(j) = 100 \cdot \sum_{b \in B} W_{a,b}^2 / E$ , wobei  $a = 2^j$  zu beachten ist und  $E = \sum_{a \in A} \sum_{b \in B} W_{a,b}^2$  (totale Energie) ist (Kirchner et al., 2012a). Die so gewonnenen Darstellungen dienen besonders der Unterscheidung zwischen verschiedenen Frequenzbändern.

### 2.2.8 Weitere strukturelle Verfahren

Im Bereich der nichtlinearen (strukturellen) Datenanalyse haben sich weitere mathematische Verfahren etabliert, die innerhalb der inkludierten Studien von **Kapitel 4 bis 7** zwar nicht verwendet wurden, jedoch aus Vollständigkeitsgründen hier Erwähnung finden sollten. Diese Methoden basieren im Wesentlichen auf dem mathematischen Theorem von Takens (1981), wonach die Dynamik eines Systems aus einer einzigen Systemvariablen vollständig abgebildet werden kann (Takens, 1981). Häufig muss der Systemzustand (und der womöglich existente Attraktor) aus lediglich einer diskreten Messung beschrieben werden, und dieses Theorem garantiert unter bestimmten Voraussetzungen die adäquate Abbildbarkeit. Hierfür wird ein höherdimensionaler Raum, der sog. Phasenraum, aus der Zeitreihe der Systemvariablen rekonstruiert. Das übliche Verfahren ist die Time-Delay-Methode (engl. time delay method), die im Algorithmus der Berechnung der oben beschriebenen Entropiewerte schon Verwendung fand. Als notwendige Variable zur Rekonstruktion des Phasenraumes benötigt man einerseits die Einbettungsdimension und andererseits die Zeitverzögerung, um die man die neuen verschobenen Zeitreihen gegen die ursprüngliche Zeitreihe aufträgt. Formell errechnet man aus der untersuchten Zeitreihe  $[x(t)]$  nun neue Zeitreihen  $[x_k] := \vec{x}_k$  durch die Vorschrift  $\vec{x}_k = \sum_{l=1}^m x(k + (l-1)\tau) \cdot \vec{e}_l$ , wobei  $\vec{x}_k$  nun als vektorielle Größe dargestellt wird und aus den orthogonalen Einheitsvektoren  $\vec{e}_l$  bestimmt wird;  $m$  steht für die Einbettungsdimension und  $\tau$  ist der feste Wert der Zeitverzögerung. Es haben sich zur Schätzung der Eingangsvariablen  $m$  und  $\tau$  verschiedene nützliche Methoden herauskristallisiert. So wird die Einbettungsdimension mit Hilfe des False-Nearest-Neighbours-Algorithmus (e.g. Kantz & Schreiber, 2005) bestimmt; die Zeitverzögerung kann



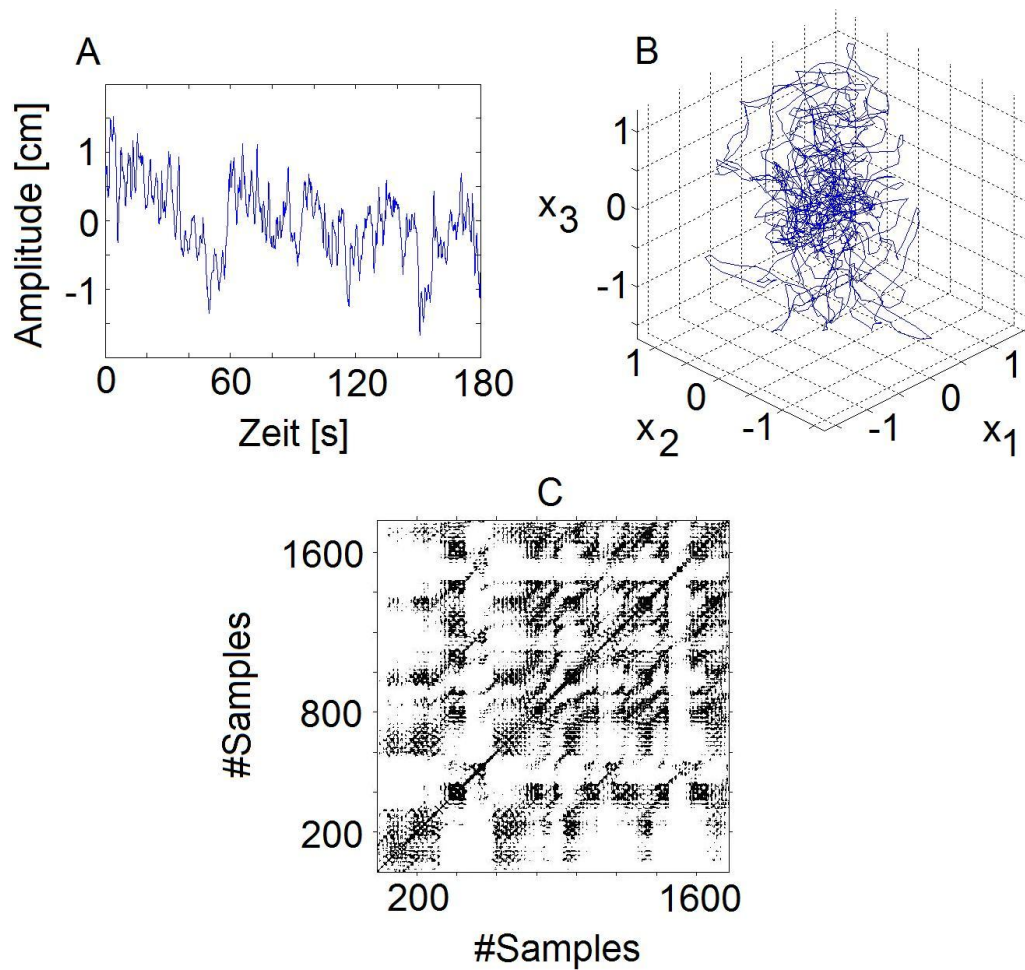
mittels Autokorrelationsfunktion (erster Nulldurchgang des Graphen) oder mittels Mutual-Information-Funktion (erstes Minimum des Graphen) geschätzt werden (Cao, 1997, Mindlin & Gilmore, 1992). Die im Phasenraum generierte Bahnkurve wird als Trajektorie bezeichnet (Abbildung 2.17). Beispielhaft sollen die numerischen Methoden zur Berechnung von Korrelationsdimension (Grassberger & Procaccia, 1983), maximalem Lyapunov-Exponent (e.g. Rosenstein et al., 1983) sowie der Recurrence Quantification Analysis (Eckman et al., 1987) angesprochen werden.

Die schon weiter oben erläuterte Hausdorff-Dimension eines (womöglich fraktalen) Systems kann über eine von Grassberger und Procaccia (1983) entwickelte Methode approximiert werden (Grassberger & Procaccia, 1983). Das so erhaltene Maß wird als Korrelationsdimension bezeichnet. Nach zum Beispiel Donker et al. (2007) kann dieses Verfahren verwendet werden, um einen Eindruck zu erhalten, wie viele unabhängige sog. dynamische Freiheitsgrade benötigt werden, um den zeitstrukturellen Verlauf des posturalen Systems generieren zu können (Donker et al., 2007). Die typische Definition des Korrelationsintegrals und dessen Herleitung kann in Argyris et al. (2010) nachgeschlagen werden (Argyris et al., 2010). Es sei nur inhaltlich soviel erwähnt, dass die numerische Berechnung darauf basiert, wie die Phasenraumtrajektorien im Phasenraum liegen und ob es für die Phasenraumpunkte weitere gibt, die in eine unmittelbare Umgebung fallen. Mit der Berechnung gehen einige Probleme einher, die e.g. in Kantz & Schreiber (2005) besprochen werden (Kantz & Schreiber, 2005).

Der größte Lyapunov<sup>38</sup>-Exponent (hierbei sollte erwähnt werden, dass ein ganzes Spektrum von Lyapunov-Exponenten existiert, man sich jedoch auf Grund der Fehlerfortpflanzungsgesetze auf den größten davon beschränkt) gibt eine Auskunft darüber, wie stabil die Phasenraumtrajektorien im Phasenraum liegen (Kantz & Schreiber, 2005, Argyris et al., 2010), wobei es hier verschiedene praktische Rechenverfahren für Zeitreihen gibt (e.g. Rosenstein et al., 1983). Anschaulich gesprochen, werden die Distanzen für benachbarte Trajektorien berechnet und anschließend eine Regression für die Gegenüberstellung von Zeitintervall und Abstand gebildet. Die Steigung der Regressionsgeraden ist dann ein Schätzer für den größten Lyapunov-Exponenten (Rosenstein et al., 1983).

---

<sup>38</sup> Alexander Michailowitsch Ljapunow (1857-1918, Mathematiker) [es wurde konsequent die englische Schreibweise des Nachnamens im Text gewählt].



**Abbildung 2.17** Darstellung des Phasenraums und der Recurrence Matrix aus einem CoP-Signal. A) CoP-Signal über 180 Sekunden beim ruhigen Stehen in anterior-posterior Richtung (Durch Downsampling auf eine Abtastrate von 10Hz gesetzt). B) Berechneter dreidimensionaler rekonstruierter Phasenraum aus dem CoP-Signal bei einer Zeitverzögerung von  $\tau = 2$  Sekunden (20 Samples). C) Recurrence Plot der aus obigem Phasenraum berechneten Recurrence Matrix. Schwarze Punkte stehen für eine Eins, weiße Punkte für eine Null. Die Matrix ist aus Definitionsgründen symmetrisch und besitzt stets eine schwarze Linie auf der Diagonalen (i.e. line of identity). Aus der Morphologie (Farbstruktur) der Matrix können spezifische Parameter berechnet werden, was zum Begriff der Recurrence Quantification Analysis führt.



Die Recurrence Quantification Analysis (RQA) beschreibt eine Analyse- methode zur Bestimmung manigfaltiger Parameter aus der temporären Dynamik von Zeitreihen (Eckman et al., 1987, Marwan et al., 2007, Marwan, 2008, Marwan, 2011). Es wird, nachdem eine Zeitreihe in einen Phasenraum eingebettet wurde, für jeden Trajektorienpunkt berechnet, ob und welche davon abweichenden Trajektorienpunkte in eine bestimmte Umgebung um diesen Punkt fallen. Sei  $(x_i) = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  eine rekonstruierte Trajektorie im Phasenraum mit  $n$  Punkten (analog zu der zugrunde liegenden Zeitreihe mit  $n$  Datenpunkten). Dann ist ein Recurrence Plot definiert als die Matrix  $R_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{wenn } x_i \approx x_j \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$  für alle  $i, j = 1, \dots, n$  (vgl. Marwan et al., 2007). Die Vergleichsrelation  $x_i \approx x_j$  bedeutet dabei, dass der  $j$ -te Trajektorienpunkt in eine unmittelbare Umgebung fällt. Diese Umgebung ist definiert über einen Schwellenwert und ist in besonderem Maße abhängig von der Wahl der betrachteten Entfernungsoperation (i.e. der zugrunde gelegten Norm). Ein Recurrence Plot im konventionellen Sinne ist also eine quadratische Matrix aus  $n \times n$  Einträgen, die entweder eins oder null sind. Zum Visualisieren der Matrix verwendet man die Darstellungsart, in der Einsen als schwarze Punkte und Nullen als Weiße Punkte festgelegt werden (**Abbildung 2.17**). Parameter lassen sich nun an der Morphologie der Matrix definieren, wie etwa der Determinismus-parameter, welcher auf Basis der Längen von diagonalen Linien im Recurrence Plot basiert (Marwan et al., 2007). Viele zuvor beschriebenen Parameter wie die Korrelationsdimension oder der maximale Lyapunov-Exponent scheinen mit Parametern, die aus der Recurrence Quantification Analysis extrahiert werden können, zusammenzuhängen (Marwan et al., 2007).

### 2.2.9 Evaluation von CoP-Variabilität mittels struktureller Verfahren

Die Utilität der strukturellen Verfahren liegt darin begründet, dass sie im Vergleich zu den konventionellen, globalen Parametern verborgene Informationen bezüglich des posturalen Kontrollsystems aufdecken können (e.g. Manabe et al., 2001, Cavanaugh et al., 2007, Lacour et al., 2008, Rhea et al., 2011). „*Non-linear measures can unmask the hidden structure inherent in variability [...]*“ (Harbourne & Stergiou, 2009, S. 273). Dabei geht es bei deren Anwendung neben der Frage, ob Chaos, Komplexität oder Regularität in den CoP-

Fluktuationen enthalten sind, um das erkenntnistheoretische Interesse, ob sie über die traditionellen, linearen Kennwerte hinaus, zusätzliche Informationen aus der zeitlichen Organisation und der Dynamik der Zeitreihen gewinnen können (Elbert & Rockstroh, 1993, Schubert, 2013).

Die Notwendigkeit der Applikation von nichtlinearen, strukturellen Verfahren kann auch darauf zurückgeführt werden, dass die ausschließliche Verwendung linearer, traditioneller Kennwerte mit inhaltlichen Problemen verbunden ist. So existieren teilweise erhebliche Kontroversen bei der Interpretation der linearen Kennwerte. Ein großes Schwankungsausmaß lässt sich generell nicht mit einer schlechteren Stabilität oder Gleichgewichtsfähigkeit vereinen (Newell et al., 1993, Winter, 1995, Van Emmerik & Van Wegen, 2002, Błaszczyk, 2008). Zum Beispiel schreiben Fraizer & Mitra (2008) in einem unlängst erschienenen Übersichtsartikel über die Applikation des Dual-Task-Paradigmas innerhalb der Erforschung der posturalen Kontrolle über den CoP: *„An important but often underestimated consequence of this facilitatory-control view of posture-cognition dual-tasking is that increased sway as a function of cognitive load cannot be automatically interpreted as indicating postural destabilization [...]. Equally a decrease in sway amplitude (or greater frequency of sway) in response to added cognitive task load cannot be reliably interpreted as a stiffness action [...] to protect posture. Nor can decreased sway be simply understood as a reflecting increased attentional recruitment due to arousal [...] or as a release of postural control from attentional focus“* (Fraizer & Mitra, 2008, S. 275). Zu einem ganz ähnlichem Ergebnis kommen Schmit et al. (2005): *“An assumption in many studies of postural control is that the SD or path length of the COP is a straightforward index of the quality of postural control—the greater the sway variability, the less effective is postural control (i.e., reduced postural stability). The same logic applies to other postural stability measures such as sway area, root mean square variability, or sway amplitude. However, a number of researchers have cautioned that this assumption should not be made without further consideration of the dynamic patterns of the COP“* (Schmit et al., 2005, S. 376).

Beispielhaft wird an der Studie von Van Emmerik & Van Wegen (2002) dargelegt, wie kontrovers Ergebnisse im Bereich des Schwankungsausmaßes (d.h. der linearen Kenngrößen) zu bewerten sind (Van Emmerik & Van Wegen, 2002). In jener Studie wurde der CoP eines jüngeren gesunden mit dem eines älteren gesunden Probandenkollektivs beim ruhigen aufrechten Stehen und beim

Nachvornlehnen verglichen. Es zeigte sich, dass der absolute Schwankungsumfang der jüngeren Gruppe im Vergleich zur älteren Gruppe beim ruhigen Stehen erhöht war. E contrario war das Schwankungsausmaß beim maximalen Nachvornlehnen bei der älteren Gruppe höher als bei der jüngeren Kohorte (Van Emmerik & Van Wegen, 2002). Beide Phänomene entsprechen nicht den Ergebnissen anderer Studien, die zeigen, dass einerseits ältere Personen beim ruhigen Stehen einen höheren Schwankungsumfang aufweisen (e.g. Amiridis et al., 2003, Abrahamová & Hlavacka, 2008). Das Ergebnis der linearen Kennwerte kann also nicht pauschalisiert werden.

Das zu letzt dargestellte Ergebnis der jüngeren Probandengruppe (i.e. eine Abnahme des Schwankungsausmaßes beim Nachvornehnen) steht jedoch im Gegensatz zu den Ausführungen von Duarte & Zatsiorsky (2002), welche zeigen, dass an den äußeren Stabilitätsgrenzen des Stehens (es wurden die Extreme in anterior-posterior und in medial-lateral untersucht) größere lineare Werte (i.e. Ellipsenfläche) zu verzeichnen waren (Duarte & Zatsiorsky, 2002).

Dass ein größeres Schwankungsausmaß kein unmittelbarer Indikator für eine schlechtere Gleichgewichtsregulation ist, lässt sich auch durch Untersuchungen der Expertise exemplifizieren. Beispielsweise zeigen verschiedene Studien, dass mit den herkömmlichen Parametern, die das CoP-Schwankungsausmaß quantifizieren, nicht zwischen Ballet-Tänzern (hohe Expertise) und trainierten Laufsportlern (mäßige Expertise) oder nicht-professionellen Sportlern (niedrigere Expertise) unterschieden werden kann (e.g. Schmit et al., 2005, Kiefer et al., 2013).

Ebenso weisen kranke Personen unterschiedliche und diffizilere Muster auf. Rocchi et al. (2002) zeigen, dass Morbus-Parkinson-Erkrankte durch die Gabe von Levodopa (on-condition) zwar ein geringeres Schwankungsausmaß vorwiesen als bei der Messung ohne Medikament (off condition), jedoch hinsichtlich der CoP-Variabilität (Standardabweichung) größere Werte zeigten (Rocchi et al., 2002). Die untersuchten CoP-Parameter divergierten unabhängig von der Dopamingabe (off- oder on-condition) von einer gesunden Kontrollgruppe. Erst mittels tiefer Hirnstimulation erhielten die CoP-Parameter diejenigen Werte der Kontrollgruppe (Rocchi et al., 2002).

Diese Beispiele zeigen, dass eine Erhöhung des Ausmaßes der CoP-Schwankungen nicht unmittelbar ein Zeichen für eine schlechtere Gleichgewichtskontrolle ist und darüber hinaus eine pauschalisierte Aussage

nicht haltbar sein kann. Die strukturellen Verfahren können im Angesicht solcher teilweise widersprüchlicher Resultate zusätzliche Interpretationsebenen schaffen oder vollkommen neue Strukturen aufdecken.

In diesem Abschnitt werden aktuelle Ergebnisse (Studienlage) im Hinblick auf die strukturellen nichtlinearen Methoden der CoP-Analyse vorgestellt. Strukturelle Verfahren wurden im Hinblick auf den medizinischen Kontext ebenso an weiteren physiologischen Zeitreihen (unabhängig von den Signalen der Posturographie: e.g. Herzfrequenzvariabilität) angewendet – eine Kurzübersicht als Beispiel speziell für den sportmedizinischen Bereich kann bei Schubert (2013) gefunden werden (Schubert, 2013).

Seit den inspirierenden Artikeln von Collins et alii. – die Autoren zeigen den Vorteil der Korrelationsstrukturanalyse (i.e. engl. stabilogram diffusion analysis) im Vergleich zu den traditionellen linearen Verfahren auf (Collins & De Luca, 1993, Collins & De Luca, 1994, Collins & De Luca, 1995, Collins et al., 1995) – wurden zahlreiche neue Verfahren und Verbesserungen postuliert, weshalb die hier präsentierte Studienlage nicht auf Vollständigkeit ausgerichtet ist.

Das Dual-Task-Paradigma ist zu einem wichtigen Forschungsfeld avanciert, in dem der Stellenwert von Aufmerksamkeit im Hinblick auf die postural Kontrolle untersucht wird. Nach Cavanaugh et al. (2007) sind beispielsweise die Techniken zur Evaluation von Aufmerksamkeit (beispielsweise bildgebende Verfahren (e.g. Szameitat et al., 2011)) anspruchsvoller und komplizierter geworden; der Bereich der Bewertung der posturalen Kontrolle selbst unter dem Einfluss von Dual-Task-Methoden ist nur wenig fortgeschritten (Cavanaugh et al., 2007). Zusätzlich weisen die bisherigen Studien, in denen traditionelle, lineare Kennwerte benutzt wurden, kontroverse Ergebnisse auf (siehe Fraizer & Mitra, 2008 zur Übersicht). Die Anwendung nichtlinearer, struktureller Verfahren soll einen tieferen Einblick in den Effekt von Dual-Task-Methoden bei der Quantifizierung der posturalen Kontrolle bringen. Zum Beispiel zeigen Cavanaugh et al. (2007), dass die Approximate-Entropie ein nützliches Maß ist, um den Einfluss einer kognitiven Zusatzaufgabe (Wiedergabe von Zahlenfolgen) während des Stehens zu detektieren, wohingegen weder traditionelle Parameter (engl. root-mean-square von AP und ML) noch ein weiterer Parameter, welcher aus einem posturalen Assessmentverfahren gewonnen wurde (engl. Sensory organization test), einen Unterschied feststellen konnten (Cavanaugh et al., 2007). In dieser Studie war der ApEn-Wert in anterior-posteriore Richtung in der DT-Situation

signifikant höher (i.e. irregulärer) als in der ST-Situation, was die Autoren mit der Reallokation der Aufmerksamkeit in Verbindung bringen (Cavanaugh et al., 2007). Zu ähnlichen Resultaten kommen Roerdink et al., (2006), Donker et al. (2007) und Stins et al. (2009) (Donker et al., 2007, Stins et al., 2009). Innerhalb des allgemeinen Erklärungsansatzes steht die Annahme, dass eine kognitive Zusatzaufgabe regulärere CoP-Zeitreihen produziert (Entropiewerte niedriger) und vice versa. Die kognitive Ablenkung der Aufmerksamkeit führt dazu, dass der postural Kontrollprozess wie ein Auto-Pilot automatischer ablaufen kann. Es werden dann weniger kognitive Ressourcen für die kortikale Verarbeitung von neuronalen Prozessen des Stehens verbraucht, da sie, analog zur Theorie der limitierten neuronalen Kapazität, bei der Prozessierung der aufmerksamkeitsbeanspruchenden Zweitaufgabe vermehrt genutzt werden. Konsistent mit den zuvor genannten Ergebnissen können Neghaban et al. (2013) darlegen, dass unter Nutzung einiger RQA-Parameter die CoP-Zeitreihen weniger regulär werden mit steigender kognitiver Zusatzbeanspruchung (Neghaban et al., 2013). Ebenso wie die simultane Verarbeitung von Zweitaufgaben Ressourcen in neuronalen Strukturen binden, lässt sich darüber spekulieren, dass die bloße Ausübung von verschiedenen motorischen Aufgaben (im Sinne eines Single-Task) unterschiedliche kortikale Kapazitäten ausnutzt. Innerhalb dieser Logik konnte gezeigt werden, dass das Sitzen weniger kapazitive Ressourcen verwendet als das Stehen (vgl. Lajoie et al., 1993). Roerdink et al. (2011) weisen in diesem Zusammenhang nach, dass das Stehen regulärere CoP-Signale entstehen lässt als das Sitzen (Roerdink et al., 2011). Santarcangelo et al. (2009) zeigen für ihre jungen gesunden Probanden, dass mit einer Zusatzaufgabe (Multiplikationsaufgabe) die SaEn ansteigt und ferner ein Anstieg zu verzeichnen war, wenn sich die Probanden auf einen weichen Untergrund (schwierige posturale Situation) stellten im Gegensatz zu einem unnachgiebigen Untergrund (leichte posturale Situation) (Santarcangelo et al., 2009). In einer weiteren Implikation ergibt sich, dass einerseits Personen mit posturaler Expertise irregulärere CoP-Signale (da weniger Aufwand betrieben werden muss, um dem posturalen Kontrollprozess Aufmerksamkeit zu widmen) und andererseits der Alterungsprozess oder bestimmte Erkrankungen regulärere CoP-Signale generieren müssten (da der Automatisierungsprozess durch diese Faktoren negative beeinflusst sein kann). Zum Beispiel zeigen Stins et al. (2009), dass Tänzer übereinstimmend mit dieser Theorie irregulärere CoP-Zeitreihen produzieren (Stins et al., 2009). Zu einem

äquivalenten Ergebnis kommen hier auch Schmit et al. (2005) (Schmit et al., 2005).

Ramdani et al. (2013) verlauten, dass ältere Personen ohne Sturzgeschichte verglichen mit älteren Personen mit Sturzgeschichte weniger vorhersagbare CoP-Signale hervorbringen (Ramdani et al., 2013).

Donker et al. (2008) zeigen, dass Kinder mit infantiler Zerebralparese regulärere CoP-Zeitreihen aufweisen als gleichaltrige gesunde Kinder (Donker et al., 2008). Ein weiteres hartes Argument wird von Roerdink et al. (2006) dargeboten, die in einer längsschnittlichen Untersuchung zeigen, dass erstens Schlaganfallpatienten reguläre CoP-Signale besitzen und zweitens im Verlauf eines Rehabilitationsprozesses immer irregulärere Zeitreihen vorzeigen konnten (Roerdink et al., 2006). Sehr ähnlich wird bei Cavanaugh et al. (2006) dokumentiert, dass Athleten vor einer Gehirnerschütterung höhere ApEn-Werte hatten als direkt danach und im Verlauf des Genesungsprozesses der Wert wieder anstieg (Cavanaugh et al., 2006). Schmit et al. (2006) konnten mit der RQA bei Parkinson-Patienten deterministischere CoP-Signale feststellen als bei gleichaltrigen gesunden Probanden (Schmit et al., 2006). Genauso finden Gomashchi et al. (2011) deterministischer Signale in ML-Richtung bei Schlaganfallpatienten (Gomashchi et al., 2011). Manor et al. (2010) zeigen an einer großen Kohorte ( $n > 700$ ), dass es für die SaEn eine graduelle Abnahme in Relation zu sensorischen Beeinträchtigungen bei älteren Personen ( $> 70$  Jahre) gibt: ältere Personen ohne Beeinträchtigungen hatten die höchsten Werte, dann kamen jene mit visuellen Problemen, danach jene mit somatosensorischen Fehlfunktionen und die niedrigsten Entropiewerte verzeichneten jene mit Beeinträchtigungen im visuellen und somatosensorischen System (Manor et al., 2010).

Im Bereich der älteren Personen existieren jedoch auch gegenteilige Ergebnisse (Duarte & Sternard, 2008, Cavalheiro et al., 2009, Borg & Laxåback, 2010, Lamoth & van Heuvelen, 2012). Zum Beispiel halten Cavalheiro et al. (2009) fest, dass die ältere Probandengruppe über einen signifikant höheren ApEn-Wert verfügen als die jüngere Gruppe (Cavalheiro et al., 2009). Eine diffizilere Struktur offenbaren Lamoth & van Heuvelen (2012): Die Autoren untersuchten junge gesunde Personen, ältere Personen, sowie ältere Sportler (Eisläufer) (Lamoth & van Heuvelen, 2012). In anterior-posteriorer Richtung haben jüngere signifikant höhere SaEn-Werte im Vergleich zu älteren Probanden. Dieses Mus-



ter ist umgekehrt in medial-lateraler Richtung: signifikant niedrigere SaEn-Werte für die jüngere Kohorte. Die sportlichen älteren verzeichneten durchweg signifikant die höchsten Werte (Lamoth & van Heuvelen, 2012). Borg & Laxåback (2010) behalten dennoch die Hypothese, dass irregulärere Signale mit weniger Aufmerksamkeitsgewichtung einher geht, bei und definieren: Eine Erhöhung der Entropie könnte die Unfähigkeit widerspiegeln, effective Aufmerksamkeit auf die postural Kontrolle zu lenken (Borg & Laxåback, 2010). *“According to this, ballet dancers have high entropy because they need not devote much attention to balance (their well trained “autopilot” handles the balancing) while elderly have high entropy because they cannot in a similar manner, even if they want to, exert an effective attentive control of balance and “cool down” the system”* (Borg & Laxåback, 2010, S. 3).

Man sollte jedoch generell vorsichtig sein mit einer vereinheitlichten Interpretation der verschiedenen Entropiewerte, da diese bei unterschiedlichen Messbedingungen (Abtastraten, Noise, etc.) unterschiedliche Ergebnisse zeigen können (vgl. Rhea et al., 2011). Eine Möglichkeit dieses Problem zu umgehen ist, die CoP-Zeitreihen zu inkrementieren (diskrete Ableitung) (Rhea et al., 2011). Weiterhin ist größte Vorsicht geboten bei der interdependenten Deutung zwischen deterministischen (e.g. mit Hilfe des Determinismus-Parameters der RQA) und regulären (e.g. mit Hilfe eines Entropiewertes) Signalen. Beispielsweise sieht man in der Studie von Seigle et al. (2009), dass zwar der RQA-Entropiewert bei jüngeren Personen signifikant höher ist als bei älteren Personen (Seigle et al., 2009). Jedoch ist auch der Determinismusparameter bei den jüngeren signifikant höher (Seigle et al., 2009).

Ergebnisse, die mittels struktureller Verfahren erhoben wurden, werden häufig verglichen mit der Annahme, dass sich mit dem Alter oder mit Erkrankung die Komplexität in physiologischen Zeitreihen reduziert (engl. loss-of-complexity-Hypothese, LoC-Hypothese, (Lipsitz & Goldberger, 1992, Goldberger et al., 2002, Lipsitz, 2002, Schubert, 2013)). Wie bereits in den Kapiteln zuvor beschrieben, stellen aber e.g. Korrelationsstruktur und Multiskalen-Entropie verschiedene Facetten der Dynamik des Systems dar. Nach Kirchner et al. (2012a) wird Komplexität als eine in einem Signal vorzufindende reiche Struktur von vielen verschiedenen Zeitskalen verstanden (Kirchner et al., 2012a). Demzufolge ist die Regularität – also die Bewertung der Zeitreihe anhand *eines* Entropiewertes bezüglich *einer* Zeitskala – kein Maß der Komplexität, sondern



der Regularität. Methoden, die komplexe Strukturen aufdecken können sind e.g. die Multiskalenentropie (Costa et al., 2002) fraktale oder multifraktale Methoden wie Korrelationanalysen oder die Waveletanalyse (e.g. Morales & Kolaczyk, 2002, Kirchner et al., 2012a).

Costa et al. (2007) fanden mit Hilfe des Komplexitätsindex der Multiskalen-Entropie (Costa et al., 2002) der AP-Zeitreihen, dass sich junge gesunde bzw. ältere gesunde und ältere Personen mit Sturzgeschichte unterschieden. Die Komplexität der Zeitreihen nahm mit dem Alter ab und war am niedrigsten für die Älteren mit Sturzgeschichte. Ein Vergleich zu linearen Kennwerten wurde nicht angestrebt (Costa et al., 2002). Kang et al. (2009) demonstrieren ebenfalls mit der Multiskalenentropie, dass sich gesunde ältere Personen von älteren Personen, die als gebrechlicher eingestuft wurden (nach der Definition von Fried et al., 2001), hinsichtlich der linearen Parameter nicht unterscheiden ließen (Kang et al., 2009). Erst der Vergleich zwischen gebrechlichen älteren Personen und dem gesunden älteren Kollektiv lieferte signifikante Werte. Mit Hilfe des Komplexitätsindex konnte jedoch zwischen den gesunden älteren und den als weniger gebrechlich eingestuften Personen diskriminiert werden (die CoP-Signale in AP-Richtung offenbarten weniger komplexe Strukturen mit Zunahme des Gebrechlichkeitsstatus) (Kang et al., 2009). Weitere neue Studien, die mit der Multiskalenentropie arbeiten, bestätigen die LoC-Hypothese (e.g. Manor et al., 2010, Gruber et al., 2011, Fournier et al., 2014).

Hinsichtlich der LoC-Hypothese gibt es auch davon abweichende Resultate. So kommen Duarte & Sternad (2008) zu dem Ergebnis, dass es beim sog. prolongierten ruhigen Stehen zu keinem signifikanten Unterschied in der Komplexität zwischen jungen und älteren Personen kommt (Duarte & Sternad, 2008). Dies könnte einerseits damit zusammenhängen, dass in dieser Studie eine wesentlich längere Messzeit erhoben wurde und damit sehr langsame Frequenzen eine stärkere Gewichtung in der Analyse haben. Andererseits, könnte die Loss-of-Complexity-Hypothese zu einseitig gefasst sein. Beispielsweise deuten Vaillancourt & Newell (2002) an, dass mit dem Alterungsprozess (oder mit Erkrankungen) eine Erhöhung als auch eine Verminderung der Komplexität eintreten kann, und dass dies vor allem aufgabenspezifisch ist oder von der intrinsischen Dynamik des betrachteten Systems abhängt (Vaillancourt & Newell, 2002). In diesem Sinne ist zwar die Aufgabenstellung bei den meisten Studien stark von der von Duarte & Sternad (2008) verschieden; jedoch müsste hier die

LoC-Hypothese weiter untersucht werden (Duarte & Sternad, 2008).

Auch in der Wavelet-Analyse ist der Komplexitätsbezug zu Erkrankungen oder Alterungsprozessen erkennbar. Es ist bekannt, dass mit Hilfe der Wavelet-Analyse bei gesunden Personen verschiedene Zeitskalen im CoP-Verlauf nachweisbar sind (Thurner et al., 2000). Morales & Kolaczyk (2002) erkennen mit Hilfe der Wavelet-Analyse, dass gesunde Personen eine komplexere Struktur aufweisen als Parkinsonerkrankte (Morales & Kolaczyk, 2002). Im Vergleich von jüngeren Gesunden mit älteren gesunden Probanden können Thurner et al. (2002) diese Systematik erhärten: hinsichtlich des strukturellen Aufbaus weisen jüngere Personen eine komplexere CoP-Struktur (multifraktale Struktur) auf als ältere Personen (monofraktale Struktur) (Thurner et al., 2002). Die Wavelet-Analyse bietet zusätzlich die Möglichkeit, die sensorischen Analysatoren nach Frequenzbändern zu unterteilen (e.g. Thurner et al., 2002, Chagdes et al., 2009, Kirchner et al., 2012a, Bernard-Demanze et al., 2013).

Die Korrelationsstruktur (e.g. Steigung des Graphen in der DFA) sollte von den Kennwerten der Multiskalenentropien aus besagten Gründen unabhängig diskutiert werden. Norris et al. (2005) vergleichen vier lineare Kennwerte der CoP-Bewegung (AP/ML-Pfad, CoP-Geschwindigkeit, 95%-Prediktionsellipse (siehe hierzu Schubert et al., 2012a)) mit vier Korrelationsstrukturparametern (Stabilogram Diffusion Analysis (Collins & De Luca, 1993), Ornstein-Uhlenbeck-Analyse<sup>39</sup>, Rescaled Range Analyse, Detrended Fluctuation Analysis) bei drei verschiedenen Probandengruppen (junge gesunde, ältere gesunde und ältere Personen mit einer Schädigung des Innenohrs - i.e. Perilymphfistel) (Norris et al., 2005). Die Autoren zeigen, dass die traditionellen, wie auch die strukturellen Methoden fähig waren, zwischen den gesunden jungen Probanden und den sturzgefährdeten Älteren Personen zu unterscheiden. Jedoch konnten Unterschiede zwischen den gesunden jungen Personen und den älteren gesunden Personen nur mit Hilfe der Korrelationsstrukturverfahren ermittelt werden. Die strukturellen Verfahren waren somit sensitiver als die linearen bei der Unterscheidung zwischen altersbedingten Veränderungen im posturalen Kontrollsystem. Die Autoren spekulieren: „*This may be especially useful when attempting to detect early or pre-clinical changes in the postural control system in apparently healthy older adults*“ (Norris et al., 2005, S. 1268). Zu einem ähnlichen

---

<sup>39</sup> Leonard Salomon Ornstein (1880–1941, Physiker), George Eugene Uhlenbeck (1900–1988, Physiker)

Ergebnis kommen Doyle et al. (2004) (ein Fraktaldimensionsmaß war sensitiv, um zwischen gesunden jüngeren und gesunden älteren Personen während des Augenschließens zu unterscheiden) (Doyle et al., 2004). Amoud et al. (2007) konnten mit Hilfe der SDA und mit der DFA Gesunde und Ältere unterscheiden und kamen zu dem Schluß, dass beide Verfahren effiziente Diskriminatoren sind (Amoud et al., 2007).

Mit Hilfe mancher Korrelationsstrukturverfahren (e.g. DFA) lässt sich entscheiden, ob ein Signal mit dem Modell eines fraktionalen Gaußschen Rauschen oder eines fraktionalen Brownschen Rauschen vereinbar ist. Für die DFA gilt, dass für  $0 < \alpha < 1$  ein fraktionales Gaußsches Modell vorliegt, für  $1 < \alpha < 2$  ein Brownsches Modell. CoP-Zeitreihen scheinen mit dem zweiten Modell beschreibbar zu sein (Norris et al., 2005, Amoud et al., 2007, Stambolieva, 2011, Kuznetsov et al., 2013). Ist der Alphawert bei eins, so liegt ein  $1/f$ -Rauschen vor, welches ein Hinweis ist, dass im Signal verschiedene Zeitskalen vorzufinden sind, was mit dem Begriff der Komplexität wiederum assoziiert ist (e.g. Diniz et al., 2011). Eine logische Konsequenz wäre nun, Zeitreihen gesunder Personen in diesem Bereich wiederzufinden und davon abweichende Ergebnisse hinsichtlich der zuvor beschriebenen Einflüsse deuten zu können (e.g. Lipsitz & Goldberger, 1992). Jedoch existieren hier mehrere Probleme.

1. Zum Beispiel müsste für die Evidenz dieses Phänomens für alle Zeitskalen der gleiche Exponent ausfindig gemacht werden (e.g. eine linear ansteigender Graph beim Output der DFA). Dies wird zurzeit aber noch kontrovers diskutiert, da es einerseits Bestätigungen dafür (Duarte & Zatsiorsky, 2001, Delignières et al., 2003), als auch konträre Aussagen gibt (Collins & De Luca, 1993, Riley et al., 1998, Blázquez et al., 2009, Minamisawa et al., 2012, Kuznetsov et al., 2013).

Delignières et al. (2011) konnten zeigen, dass sich bei gesunden jüngeren Personen im CoP-Verlauf zwei Skalenregionen (einmal auf kürzeren und einmal auf längeren Zeitskalen) signifikant unterscheiden (Delignières et al., 2011). Kuznetsov et al. (2013) zeigen mit Hilfe einer verfeinerten Methode (AFA), dass mehrer Skalenregionen im CoP-Verlauf vorzufinden sind (Kuznetsov et al., 2013). Die Autoren vermuten hinter den abrupten Skalenregionswechseln eine posturale Kontrollstrategie, die mit einer intermittierenden Gleichgewichtskontrolle vereinbar sein könnte (siehe Kapitel über die intermittierende Kontrolle) (Kuznetsov et al., 2013).

2. Weiterhin stellen die fraktalen Methoden den Anspruch, dass man im Vorhinein weiß, um welches Modell (ob Gaußsches oder Brownsches Modell) es sich bei dem Systemprozess handelt. Dies ist e.g. ein Nachteil der SDA-Methode, die von Collins & De Luca (1993) entwickelt wurde (Collins & De Luca, 1993, siehe als Kritik Delignières et al., 2003). Die Überprüfung des zugrundeliegenden Modells kann über visuelle Analysen oder rechnerisch via e.g. dem Leistungsspektrum erfolgen (e.g. Kuznetsov et al., 2013). Besonders problematisch wird es jedoch, wenn die Zeitreihe einer  $1/f$ -Struktur folgt, da in diesem Fall eine eindeutige Zuweisung zu einem der Modelle nicht erfolgen kann.

3. Ferner kann, wie schon erwähnt, die Korrelationsstruktur nicht unmittelbar mit der Komplexität verbunden werden (Duarte & Zatsiorsky, 2008). Zum Beispiel zeigen Bolbecker et al. (2009), dass gesunde Frauen Werte näher bei 1 aufweisen als an bipolarer Störung erkrankte Frauen (manisch-depressive Erkrankung) im gleichen Alter und publizieren ihre Ergebnisse in Anlehnung an die Loss-of-Complexity-Hypothese – also einer Abnahme der Komplexität mit der Erscheinung einer Erkrankung (Bolbecker et al., 2011). Dieses Ergebnis ist ähnlich zu der Untersuchung (Schizophrenie-Patienten) von Kent et al. (2012) (Kent et al., 2012). Ebenso demonstrieren andere Studien, dass mit dem Alterungsprozess die Korrelationsstruktur weniger vorhanden ist, was wiederum mit einer Abnahme der Komplexität durch den physiologischen Alterungsprozess assoziiert wird (e.g. Thurner et al., 2002, Zhou et al., 2013).

Auf Grund dieser methodischen und inhaltlichen Hindernisse wird vorgeschlagen hinsichtlich der Korrelationsstrukturanalysen stets mehrere Methoden anzuwenden (Delignières et al., 2011, Kirchner et al., 2012a). Desweiteren sollten die Methoden an den CoP-Daten (Positionsdaten) und deren Inkrementen (Ableitungen: Geschwindigkeitsdaten) durchgeführt werden (Kirchner et al., 2012a).

Die Ergebnisse der Studien, die mit Hilfe von strukturellen Verfahren erhoben wurden, sind teilweise heterogen. Die Vielzahl an verschiedenen Methoden sowie die Uneinheitlichkeit der Begriffsbestimmungen führen zu interpretativen Problemen und einer schlechten Interstudienvergleichbarkeit der Resultate.

### 2.3 Ausblick und weiterführende Überlegungen

Obwohl die statische Posturographie als messtechnisch äußerst einfaches, objektives und zeiteffizientes Messinstrumentarium im wissenschaftlichen Kontext vielfach Verwendung findet, ist die Aussagekraft als Diagnosetool auf Grund der erläuterten Kontroversen eher eingeschränkt (e.g. Nardone & Schieppati, 2010). Beispielsweise stützt man sich zur klinischen Evaluation des Gleichgewichtsprozesses auf typische klinische Assessmentverfahren (e.g. Tyson & Connell, 2009). Jedoch sind solche Verfahren äußerst subjektiv. Zum Beispiel stellt die Berg Balance Scale (BBS) ein weit verbreitetes Assessmentverfahren zur Einordnung der Gleichgewichtsfähigkeit von Erkrankten dar (Berg et al., 1989). Es basiert auf verschiedenen, einfach gehaltenen motorischen Testverfahren, die eine zu testende Person absolvieren soll. Die verschiedenen motorischen Aufgaben tauchen als Items in einem Bewertungsbogen wieder auf. Der Tester vergibt nach eigener expertenbasierter Einschätzung gazzahlige Werte zwischen Null und Fünf. Als Hilfestellung zur Vergabe der Punkte pro Item dienen die auf dem Bewertungsbogen vordefinierten Eigenschaften. Obwohl einige Studien zeigen, dass die BBS noch moderate Interrater-Reliabilitätseigenschaften aufweist, scheint die Sensitivität dieses Verfahren – also die Erkennung kleiner Änderungen im Gleichgewicht – ungenügend zu sein (e.g. Mancini & Horak, 2010, Downs et al., 2013).

Die Posturographie könnte als objektivere Form der Gleichgewichtsmessung Anwendung finden (Mancini & Horak, 2010), zumal Assessmentverfahren neben der subjektiven Beeinflussbarkeit, häufig nicht genügend sensitiv reagieren (e.g. Cavanaugh et al., 2006). Die Posturographie kann jedoch nur dann einen wirklichen Mehrwert liefern, wenn strittige Kontroversen (wie in den Kapiteln zuvor behandelt) überwunden werden und dessen Interpretation allgemeingültig und eindeutig ist. Es wird sich herausstellen, dass hierfür die Identifikation und die Konstanthaltung der Einflussfaktoren auf die Messung der CoP-Fluktuationen von entscheidender Bedeutung ist (Visser et al., 2008). Bevor explizit auf die Einflussfaktoren und deren Identifikation eingegangen wird, soll der Gleichgewichtsprozess nochmals zusammenfassend beschrieben werden. Sinn der Synopsis war es, ein umfassendes, auf aktuellen Erkenntnissen basierendes Verständnis des posturalen Kontrollprozesses und explizit seine Messung über den Center of Pressure zu schaffen. Nicht nur im Sinne des Zitats „*Wissenschaft ist*

*wie Sex. Manchmal kommt etwas Sinnvolles dabei raus, das ist aber nicht der Grund, warum wir es tun.*<sup>40</sup>, dass Wissenschaft einfach nur des ungezügelten Interesses des Wissenschaftlers entstammt, ist es essentiell zu wissen, was eigentlich gemessen wird – allem Anschein nach wird diesem Fakt im Bereich der Posturographie zu wenig Aufmerksamkeit geschenkt.

### 2.3.1 Komplexität der posturalen Kontrolle

Anhand der zuvor tiefgreifenden Behandlung des Äquilibrium-mechanismus lässt sich der Begriff posturale Kontrolle genauer eingrenzen. Die posturale Kontrolle definiert sich insgesamt also als ein selbstregulierender und dynamischer Systemprozess von Feedback- und Feedforward-kreisläufen, der durch Abänderung der initialen Bedingungen (z.B. Standposition, kognitive Anforderungen, sensorische Modifikationen, etc.) wesentlich beeinflussbar ist (e.g. Schubert et al., 2012a, Schubert et al., 2012b, Kirchner et al., 2013). Hierbei führen externe und interne Perturbationen (hierin sind zum einen die internalen mechanischen Störreize aus Atmung und Hämodynamik als auch das womöglich vom neuronalen System intendierte Hintergrundrauschen subsumiert) zu einer Störung des momentanen Systemzustandes. Das Gleichgewichtsvermögen kann dann als die Menge aller tolerablen Systemzustände angesehen werden, für die gilt, dass ein spezifisches Systemmuster nicht verlassen wird. Diese Darstellung der posturalen Kontrolle ist eng verwandt mit dem Begriff der Resilienz (Toleranz des Systems gegenüber Störungen) oder dem der Fehlertoleranz (Aufrechterhaltung der Systemarbeitsweise trotz unvorhergesehener Störungen). Innerhalb der Systemarbeitsweise wird ein Prozess erstellt, der innerhalb gewisser Grenzen flexibel agieren kann. Im Zuge des Forschungsprozesses zu den posturalen Schwankungen scheint das Muster der Körperschwankungen eine bedeutende Größe zu sein. Die entstehenden Fluktuationen sind experimentell z.B. über den CoP-Verlauf messbar, aber auch über etliche andere biomechanische Größen, wie etwa der weiterhin gut untersuchten Winkelstellung im oberen Sprunggelenk (inverses Pendelmodell) (e.g. Morasso et al., 1999). Im Verständnis der Theorie nichtlinearer dynamischer Systeme existiert vielleicht eine Form von seltsamem Systemattraktor (komplexer Gleichge-

---

<sup>40</sup> Dem vorliegenden Zitat wird nachgesagt, dass es ein Ausspruch des Physikers und Nobelpreisträgers Richard Phillips Feynman (1918–1988, Quantenelektrodynamik) ist.



wichtszustand), dessen Struktur nicht über lineare Methoden beschreibbar ist. Aus diesem Grunde stellen nichtlineare algorithmische Rechenverfahren Methoden parat, die es gestatten, einen Einblick in die Systematik der Gleichgewichtsvariabilität zu erhalten.

Die menschliche Gleichgewichtskontrolle sollte auch im Hinblick auf energetische Kriterien hin untersucht werden. Auf den ersten Blick erscheint eine dynamische Gleichgewichtskontrolle gegenüber einer komplett statischen als energetisch weniger effizient. Jedoch zeigt sich, dass der Energieverbrauch beim ruhigen Stehen im Vergleich zum ruhigen Liegen in Rückenlage unwesentlich (d.h. nicht signifikant) erhöht ist (Levine et al., 2000). Der absolute Anstieg des Energieverbrauchs beläuft sich hierbei auf nicht mehr als 4% (nicht signifikant - da der Energieeinsatz beim Liegen gering ist, kann zudem von einer geringen Effektstärke ausgegangen werden). Dem gegenüber erhöht sich der Energieeinsatz beim langsamen Gehen um den Faktor zwei (200%) und beim normalen Gehen um den Faktor drei (300%) (jeweils signifikant) (Levine et al., 2000). In neueren Untersuchungen werden die prozentualen Unterschiede zwischen dem Sitzen und dem Stehen weitestgehend bestätigt. Miles-Chan et al. (2013) geben einen durchschnittlichen Anstieg von 10% an, wobei bei manchen Probanden<sup>41</sup> der Wert des Energieverbrauchs innerhalb von fünf Minuten auf 4% absank (Miles-Chan et al., 2013). Aus evolutionsbiologischer Sicht müssten physiologische Prozesse im Verlauf der Entwicklungsgeschichte des Menschen und des aufrechten Standes kontinuierlich optimiert worden sein. Nach heutigen Untersuchungen existiert der Mensch seit erst ca. 200.000 Jahren (vgl. Campbell et al., 2009). Im Hinblick auf den Energiehaushalt bedeutet dies, dass der Energieverbrauch zur Aufrechterhaltung des Gleichgewichts (oder zur Erhaltung weiterer Mechanismen) stets der externen Energiebereitstellung in Form von zeitweise rarer Nahrungsaufnahme entgegenstand. Das adäquate Haushalten mit Energie ist folglich eine überlebensnotwendige Konsequenz aus einem über die menschliche Spezies hinaus reichenden Selektionsprozesses, welcher klarerweise bei den frühen Hominiden-Arten, deren Alter auf etwa 6-7 Millionen Jahre zurückdatiert werden kann, (e.g. *Sahelanthropus tchadensis*, *Australopithecen*-Arten, *Homo habilis*, *Homo rudolfensis*, *Homo ergaster*, *Homo erectus*, *Homo neanderthalensis*) stattfand. Die Wissenschaft hat bereits ca. 20

---

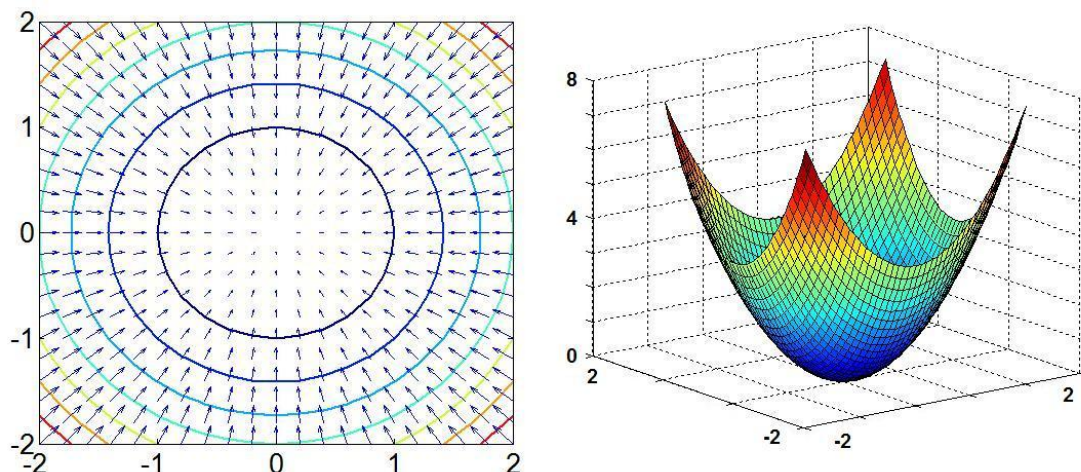
<sup>41</sup> In der Untersuchung wurde außerdem deutlich, dass andere Probanden keinen Abfall zeigten (Heterogenität der metabolischen Verarbeitung zwischen den Probanden).



ausgestorbene Arten (i.e. *Hominia*) gefunden, die mit dem Menschen eine enge Verwandtschaft aufzeigen als beispielsweise die beiden Schimpansenarten (gemeiner Schimpanse: *Pan troglodytes*; Bonobo: *Pan paniscus*), die hinsichtlich ihres Genoms eine 99% Übereinstimmung mit dem *Homo sapiens* teilen (Campbell et al., 2009). Diese Verwandtschaft liegt vor allem auch in ihrer Art und Weise der bipedalen Fortbewegung, weshalb sie innerhalb der Säugetiere (Mammalia) eine Sonderstellung einnehmen. Hinweise hierauf geben vor allem die Lokalisation des Hinterhauptsloches (i.e. Foramen magnum) und der Architektur der Oberschenkelknochen (i.e. Femur) (Campbell et al., 2009). Interessanterweise entwickelte sich die majorisierte Form der zweibeinigen Fortbewegung, bei der auch längere Strecken absolviert wurden, wahrscheinlich vor 1,9 Millionen Jahren (Campbell et al., 2009). Die Ursache des Evolutionsdrucks für einen bipedalen Gang ist nicht geklärt und unzählige Hypothesen bestehen zu diesem Thema (e.g. Crompton et al., 2008, Niemitz, 2010).

Der posturale Kontrollprozess versteht sich in diesem Sinne als ein über etliche Generationen verbesserter physiologischer Systemmechanismus, dessen Informationsgehalt womöglich aus diesem Grunde bei weitem noch nicht verstanden ist. Diese evolutionstheoretische Betrachtungsweise geht konform mit dem modernen Erklärungsansatz, dass die auftretenden Fluktuationen des Körperschwerpunktes beim ruhigen aufrechten Stehen ein Ausloten der Stabilitätsgrenzen ist. Desweiteren scheint die Theorie der in den Kapiteln zuvor behandelten intermittierenden Kontrolle mit diesem ökonomisierten Denken der Gleichgewichtsoptimierung konform zu gehen. Diese Punkte gestatten dem System, auch in einer variablen Umgebung flexibel agieren zu können (Ein Gegenbeispiel: man denke an einen Industrieroboter, der eine gewisse Tätigkeit über viele Hunderttausende von Repetitionen nahezu identisch ausführen kann. Führt man an dessen Umgebung nur minimale Änderungen durch, so impliziert dies sehr wahrscheinlich einen Totalausfall der geforderten Tätigkeit, wenn die neu entstandene Situation nicht über adäquate sensorische Feedbackmechanismen rekalkuliert werden kann. Es ist Aufgabe der Informatik und der aktuellen ingenieurwissenschaftlichen Forschung, Methoden bereit zu stellen, um für neuartige Maschinen diese Form von Variabilität zu gewährleisten (e.g. Schaal & Schweighofer, 2005)).

Ein weiteres Indiz für die Komplexität und Kompliziertheit des posturalen Kontrollprozesses ist dessen Maturationsprozess. Verglichen mit Tierarten, bei



**Abbildung 2.18** Einfaches Potenzialgebirge in Form eines Rotationsparaboloids. Dargestellt ist rechts die Funktion  $f(x, y) = x^2 + y^2$  (An der Stelle  $(x|y) = (0|0)$  liegt das lokale Minimum). Links kann man von der gleichen Funktion das um  $-1$  multiplizierte Gradientenfeld ansehen. Pfeile zeigen somit in Richtung der stärksten negativen Steigung - in Richtung des Minimums. Die Länge der Pfeile gibt die Stärke der Steigung an. Zusätzlich sind Schnittkreise dargestellt (Höhenlinien). Ein Massepunkt bewege sich stets in Richtung der negativen Gradienten.

denen aus gegebenem Anlass (e.g. Flucht vor Prädatoren) eine angemessene Fortbewegung häufig direkt nach der Geburt erfolgen muss, erscheint die Reifung der menschlichen Fortbewegung behäbiger und phlegmatisch. Die Fähigkeit des Stehens erlangen Menschen postnatal häufig erst nach mehreren Monaten, wobei es mehrere weitere Jahre braucht, bis sich eine posturale Kontrollstrategie einstellt, die mit jener von Erwachsenen vergleichbar ist (e.g. Taube et al., 2008). Riach & Hayes (1987) untersuchten Kinder im Alter von zwei bis 14 Jahren und erkannten eine altersspezifische Graduierung im posturalen Output (Riach & Hayes, 1987). Peterson et al. (2006) verglichen verschiedene junge Probanden von sechs bis zwölf Jahren mit jungen Erwachsenen (20-22 Jahre) und kamen zum Schluss, dass sich das Gleichgewichtssystem frühestens mit dem zwölften Lebensjahr vervollkommnet, was laut Autoren an der weniger ausgereiften Nutzung sensorischer Systeme liegen mag (Peterson et al., 2006).

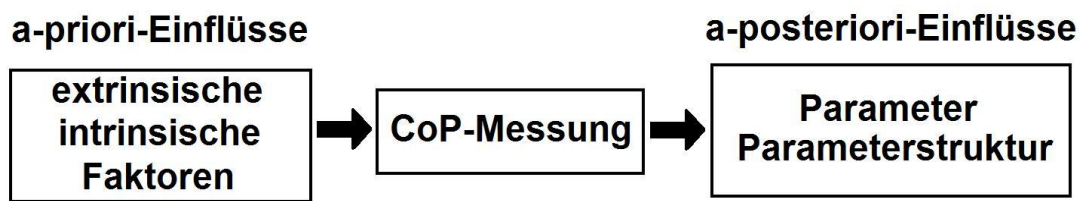
Die Modellierung des Stehens unter Berücksichtigung der generierten Variabilität (engl. sway) ist aus verschiedenen Gründen extrem komplex. Typischerweise wird ausgehend von dem anfangs besprochenen inversen Pendelmodell (engl. inverted pendulum model) ein mathematisches Modell generiert, das in seinem Ergebnis (idealerweise mit Hilfe von verschiedenen linearen und nicht-linearen Kennwerten bemessen) weitestgehend jenem einer gesunden Person

entspricht. Zum Beispiel beschreiben Asai et al. (2009) den Äquilibriumprozess im Phasenraum (hierbei wurde der Gelenkwinkel des inversen Pendels gegen die Winkelgeschwindigkeit aufgetragen) als sattelförmige Funktion (Asai et al., 2009). Innerhalb dieses Erklärungsstrukts wird die zu kontrollierenden Variable (Körperschwerpunkt: CoM) direkt untersucht, um somit ein Modell für den Gleichgewichtsprozess definieren zu können.

Jedoch ist auch denkbar, anders vorzugehen. Es könnte auch eine direkte CoP-Modellierung im Sinne eines Potenzialgebirges durchgeführt werden. Hierbei betrachtet man folglich die Auswirkung der Körperschwerpunktfluktuationen - also eine resultierende Kontrollvariable. Nachfolgend soll ein erster Ansatz angedacht werden. Es sei ein Massepunkt gegeben, welcher sich in einer durch ein Rotationsparaboloid beschriebenen Landschaft frei bewegen kann (**Abbildung 2.18**). Durch die Morphologie der Landschaft strebt das Teilchen stets in Richtung Minimum, welches wir im Ursprung eines dreidimensionalen kartesischen Koordinatensystems annehmen wollen. Führt man keine externe Energie ein, so wird das Partikel sein stabiles Gleichgewicht schnell im Minimum finden. Führt man jedoch nun randomisiert auftretende Perturbationsreize in unterschiedlicher Stärke ein, so wird das Massenteilchen innerhalb der Landschaft fluktuieren. Fährt man den beschriebenen Weg nach, so erhält man einen CoP-Weg. Die hier beschriebene Vereinfachung muss nun um etliche Inputs erweitert werden, da bis hierhin lediglich ein Punktattraktor und ein Gaussches Rauschen vorliegen und somit kein physiologisches CoP-Signal rekonstruiert werden kann. Weitere Forschung ist notwendig, um Modelle zu kreieren, die den posturalen Kontrollprozess präziser beschreiben.

### 2.3.2 Identifikation der Einflussfaktoren

Die Komplexität des posturalen Kontrollprozesses begründet den Ansatz strukturelle mathematische Verfahren zu dessen Beschreibung zu nutzen, da diese zu globalen Methoden komplementäre Informationen bereitstellen (e.g. Tallon et al., 2013). Darüber hinaus ist jedoch vollkommen ungeklärt, welche Verfahren, welche Informationen liefern und wie diese für eine Gesamtanalyse zu gewichten sind. Hierbei können Strukturanalyseverfahren wie die in den **Kapiteln 5 und 6** verwendete explorative Faktorenanalyse ein dienliches Mittel sein (Schubert et al., 2012a, Schubert et al., 2012b). Wie jedoch gerade in diesen



**Abbildung 2.19** A-priori- und a-posteriori-Einflüsse der posturalen Kontrolle. Extrinsische Faktoren (e.g. Anweisungen) und intrinsische Faktoren (e.g. Alter) werden als a-priori-Einflüsse und die Parametrisierung als a-posteriori-Einfluss bezeichnet.

Beiträgen dargelegt wird ist die Standardisierung der CoP-Messung essentiell. Kleine Änderungen in der Ausgangssituation können zu drastischen Abweichungen im Output führen. Es stellt sich die Frage: *Welche Einflussfaktoren bedingen in welchem Maß die Ergebnisinterpretation in der statischen Posturographie?* Es wurde gezeigt, dass die Unterscheidung zwischen einem internen Fokus (Konzentration auf den posturalen Kontrollprozess) und einem externen Fokus (Konzentration auf eine Dual-task-Aufgabe) einen Effekt auf die CoP-Variabilität hat (Kirchner et al., 2012a, Schubert et al., 2012b). Dies bedeutet, dass e.g. die Anweisung, die man vor der Messung des CoP-Verlaufs dem Probanden gibt, einen bedeutenden Einfluss nehmen kann. Ferner ist die Standposition ein wesentlicher Faktor, der das Resultat beeinflussen kann (Kirchner et al., 2013). Daneben zeigen andere Autoren weitere Einflüsse bezüglich der Fußposition (Chiari et al., 2002), oder bei Modifikation der sensorischen Umstände (e.g. Clark & Riley, 2007). Weitere Einflussfaktoren auf die Performance der posturalen Kontrolle sind beispielsweise die Vorgabe der Standzeit und die Anzahl der Messungen (e.g. Carpenter et al., 2001, Ruhe et al., 2010), biometrische Daten (e.g. Menegoni et al., 2009), medikamentöse oder pathologische Einflüsse (e.g. Rocchi et al., 2002), das Alter der Untersuchungsobjekte (e.g. Seigle et al., 2009, Manor et al., 2010, Gurses & Celik, 2013), neuromuskuläre Ermüdung (Vuillerme et al., 2009, Hlavackova & Vuillerme, 2012), der Leistungszustand der Probanden (e.g. Schmit et al., 2005), etc. Subsummierend können diese Faktoren als *a-priori-Einflüsse* gedeutet werden (Abbildung 2.19). Die a-priori Einflüsse sind vornehmlich berücksichtigende Faktoren einer adäquaten Standardisierung. Für die Evaluation der posturalen Kontrolle sind im Nachhinein (also nachdem Daten von einer standardisierten Messung erhoben wurden), wie schon vielfach beschrieben, etliche Kenngrößen von Bedeutung, die nur im Verbund eine maximierte Varianzaufklärung erreichen können (e.g.

(Schubert et al., 2012a). Jedoch ist nicht bekannt, welche Kenngrößen hinsichtlich einer solchen Varianzaufklärungsmaximierung erfasst werden sollten (Schubert et al., 2012a). Zudem kann darüber spekuliert werden, ob die Auswahl einer adäquaten Parameterstruktur explizit von den a-priori-Einflüssen abhängt, da Modifikationen in den Ausgangsbedingungen die Aussagen bestimmter Kenngrößen verändern könnten (Schubert et al., 2012a, Schubert et al., 2012b). Als Beispiel sei hier die Auswahl der Versuche, die man pro Proband erheben sollte, angeführt, um reliable Ergebnisse zu erhalten: Ruhe et al. (2010) fassen die bis dato erbrachten Ergebnisse zusammen und merken an, dass ca. vier Durchgänge von Nöten sind, um eine hinreichend hohe Reliabilität zu erwarten (Ruhe et al., 2010). Jedoch umfasst diese Untersuchung lediglich traditionelle, lineare Kennwerte. Dem gegenüber sind e.g. fraktale Parameter sehr viel reliabler (Doyle et al., 2005). Eine dementsprechende umfassende Reliabilitäts-Analyse mit anderen strukturellen Parametern existiert nicht.

Die folglich erforderliche Selektion der Parameter (Kenngrößen) und deren interdependente Parameterstruktur können als *a-posteriori-Einflüsse* der CoP-Evaluation beschrieben werden. Die Tragweite dieses Einflusskomplexes ist enorm. So wären demnach Forschungsergebnisse vom Grunde her angreifbar, die nicht verschiedene Parameter berücksichtigten.

Einen tieferen Einblick in die Parameterstruktur von traditionellen und strukturellen Verfahren erhielte man auch durch die noch wenig durchgeführte längs-schnittliche Betrachtung der Evaluation von Interventionen neben den vielfach durchgeführten querschnittlichen Analysen.

Eine weitere Forschungsfrage, die als entscheidend betrachtet wird, lautet: *In welchem Maße generieren die Einflussfaktoren Interpretationseffekte?* Gibt es so etwas wie eine Rangstruktur oder besser eine Gewichtungsfunktion, nach der bestimmte Einflussfaktoren priorisiert werden müssen, um möglichst standardisierte Messungen zu erhalten? Demnach könnte es wichtiger sein, welche Anweisungen den Probanden gegeben werden (hinsichtlich der Fokussierung oder im Sinne des Dual-task Paradigmas) als die Frage nach der Standdauer, also ob es ausreichte, dass ein Proband 30s oder eher 1min ruhig stünde. Diese Frage erfordert die strukturierte Messung und Auswertung verschiedener Einflussfaktoren.

Es ist Aufgabe der weiteren Forschung im Bereich der statischen Posturographie unter Berücksichtigung dieser Einflussfaktoren eine wissen-

schaftlich aussagekräftige Basis zu schaffen. Unglücklicherweise fußen die bisherigen Ergebnisse auf einzelnen Facetten dieser Metastruktur, sodass Schnittmengen zwischen Studien kaum ausfindig gemacht werden können. Dies könnte eines der Hauptgründe für die sehr heterogene und teilweise kontroverse Struktur sein.

Bevor solche Probleme nicht gelöst werden, ist eine Applikation im anwendungsorientierten Kontext (e.g. klinische Diagnostik) kaum möglich.

**Hinweis:** In den **Kapiteln 3 bis 8** werden die inkludierten Studien der kumulativen Arbeit vorgestellt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit und besseren Lesbarkeit wurden die Kapitel und Abschnitte sowie die Abbildungen und Tabellen fortlaufend nummeriert, was mit den originalen Publikationen nicht übereinstimmt. Ferner wurden, der Einheitlichkeit halber, für die englisch sprachigen Veröffentlichungen deutsche Zusammenfassungen und für die deutschsprachige Veröffentlichung ein englischsprachiger Abstract vorangestellt.



### **3 DIE ANWENDUNG NICHTLINEARER VERFAHREN ZUR CHA- RAKTERISIERUNG DER MENSCHLICHEN VARIABILITÄT AUS ZEITREIHEN**

Title: The application of nonlinear methods to characterize  
human variability from time series

Kurztitel: Nichtlineare Zeitreihenanalyse in  
der Sportmedizin

#### **Zusammenfassung**

Motorische Variabilität ist ein inhärentes Phänomen jeglicher Bewegung. Sie entspringt aus der Vielzahl der redundanten Freiheitsgrade auf allen Ebenen des neuromuskulären Systems und des Rauschens neuronaler Signaltransduktion. Traditionell werden variable Bewegungsmuster im motorischen System als informationsleeres und unerwünschtes weißes Rauschen angesehen. Unter modernen Gesichtspunkten jedoch wird dem Rauschen eine Struktur (1/f-Rauschen) beigemessen und als Ausprägung flexibler und funktionaler Anpassungsfähigkeit auf wechselnde Umwelteinflüsse verstanden. Aktuelle motorische Modelle können das Phänomen der Variabilität jedoch nicht ausreichend erklären. Im Sinne dieses Paradigmenwechsels kann die Beschreibung der Variabilität in zwei zueinander komplementäre Kategorien unterteilt werden: 1. Globale Variabilität, welche mittels linearer Parameter (Kennwerte für das Ausmaß oder Amplitude der Zeitreihe) gemessen wird und 2. Strukturelle Variabilität, die mit Hilfe nichtlinearer Verfahren (Kennwerte für die zeitabhängige Entwicklung der Zeitreihe) evaluiert wird. Nichtlineare Verfahren haben ihren Ursprung in der Untersuchung nichtlinearer dynamischer Systeme. Dabei wird die sportmedizinische Bedeutung der nichtlinearen Zeitreihenanalyse in verschiedenen Untersuchungen zu physiologischen Signalen deutlich. Hinsichtlich dieser Strukturuntersuchungen konnten Krankheitsbilder sowie Alterungsprozesse identifiziert werden. Dennoch befindet sich das Feld der nichtlinearen Datenanalyse hinsichtlich der Unterscheidung physiologischer und pathologischer Phänomene in einem Anfangsstadium. Bevor diese Methoden Ein-

zug in die klinische Praxis halten, müssen vorherrschende Probleme, wie die Auswahl adäquater Verfahren und die Einbettung in motorische Modelle, gelöst werden.

*Schlüsselwörter:* Variabilität, nichtlineare Verfahren, strukturelle und globale Parameter, Rauschen

Published as

Schubert P (2013) Die Anwendung nichtlinearer Verfahren zur Charakterisierung der menschlichen Variabilität aus Zeitreihen. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 64 (5) 132-140.

doi: 10.5960/dzsm.2012.064

## Summary

Motor variability is an inherent phenomenon of movement. It originates from the multitude of redundant degrees of freedom concerning all levels of the neuromuscular system and from the noise of neural signal transduction. Traditionally, variable motor pattern is seen as unwanted noise bearing no information. The modern point of view attributes a structure (1/f-noise) to this noise which is perceived as the ability to flexibly and functionally adapt to a changing environment. The phenomenon of variability cannot be sufficiently explained by current motor models. Modern data analysis can be seen as a basis different from traditional views for characterizing variability. Within this paradigm shift, variability can be subdivided into two complementary categories: 1. Global variability, which is measured by means of linear parameters (parameters of the magnitude of the time series) and 2. Structural variability, which is evaluated by nonlinear methods (parameters of the time-dependent evolution of the time series). The basis of nonlinear data analysis is the theory of nonlinear dynamic systems. Different investigations of physiological signals demonstrate the importance of nonlinear time series analysis for sport science. With regard to these procedures, different diseases and the process of aging could be identified. Nevertheless, the field of nonlinear data analysis concerning physiological and pathological phenomena is in the fledgling stage. Before these methods can be incorporated into clinical praxis, prevailing problems, like the choice of adequate methods and inclusion in motor models, have to be solved.

*Keywords:* Variability, nonlinear methods, structural and global parameters, noise.

### 3.1 Einleitung

Variabilität in der Motorik stellt ein allgegenwärtiges, inhärentes Charakteristikum des Organismus dar und äußert sich in Form von intra- als auch intersubjektiven Phänomenen (Newell & Corcos, 1993, Newell et al., 2006). Aus biomechanischer Sicht kann sie als eine Folge des Problems der Koordination der Freiheitsgrade (Redundanzproblem) angesehen werden (Bernstein, 1967, Turvey, 1990). Bereits bei einfachen zielgerichteten Bewegungen, z.B. beim Zeigen auf einen Gegenstand, lassen sich eine Vielzahl von Freiheitsgraden auf allen Ebenen des neuromuskulären Systems identifizieren - angefangen bei den Gelenkstellungen (kinematische Freiheitsgrade), über neuronale Verschaltungen, bis hin zu molekularen Prozessen (Sternad & Abe, 2011). Der Grundgedanke besteht darin, dass sich weitaus mehr Freiheitsgrade im System befinden, als für die Lösung einer Bewegungsaufgabe theoretisch nötig wären. Beispielsweise erzeugen gleich mehrere Flexoren und Extensoren durch Kontraktionen Drehmomente am Ellenbogengelenk. Dies führt insofern zu einem redundanten System, als dass identische Gelenkwinkelstellungen durch unterschiedliche Drehmomentkonfigurationen generiert werden können. Bernstein (1967) kam zu der Erkenntnis, dass das zentrale Nervensystem eine unendliche Menge von Entfaltungsmöglichkeiten für eine spezifische Bewegung besitzt (Bernstein, 1967). Wie koordiniert das neuromuskuläre System die scheinbar redundante Zahl seiner Freiheitsgrade und wie wählt es für eine Lösung eine bestimmte Konfiguration seiner Subsysteme aus? Untersuchungen zeigen, dass bei wiederholter Ausführung einer Bewegung die Variabilität in den proximalen Gelenken stets größer ist als die Variabilität im distalen Gelenk (z.B. Jaric & Latash, 1999, Nguyen & Dingwell, 2012). Dieses Phänomen der kompensatorischen Kopplung rechtfertigt die Annahme, dass sich das System die große Anzahl von Freiheitsgraden zu Nutze macht, um in einem flexiblen Umfeld stabile Endeffektoren zu generieren und auf Perturbationen reagieren zu können (Harbourne & Stergiou, 2009, James, 2004, Latash, 2008, Stergiou & Decker, 2011). In diesem Zusammenhang spricht Latash (2008) von der Abundanz der Freiheitsgrade statt einer Redundanz (Latash, 2008).

Erklärungsansätze für das Koordinationsproblem basieren im Allgemeinen auf einer rechnerischen Verringerung der Freiheitsgrade. Eine Theorie impli-

ziert, dass sich der Organismus Synergien (Zusammenfassungen struktureller Einheiten) bedient (Latash, 2008). Ein quantitativer Zugang stellt die Uncontrolled - Manifold - Hypothese (UCM) dar (Scholz & Schöner, 1999). Hierbei koordiniert das System lediglich elementare Variablen, um den Output (Performance Variable) zu kontrollieren. Dieser Ansatz erlaubt die Unterscheidung zwischen der Variabilität in den elementaren Variablen ( $V_{UCM}$ ), welche den Output nicht oder kaum beeinflussen, und Variabilität im Output selbst ( $V_{ORT}$ ). Solange sich lediglich  $V_{UCM}$  ändert, muss das ZNS auf Grund der Stabilität im Output nicht eingreifen (Latash, 2008). Eine weitere Theorie ist die optimale Feedback Kontrolle (Todorov & Jordan, 2002). Diese Erweiterung der traditionellen Feedback Kontrolle involviert eine spezifische Kostenfunktion, dessen Variablen minimiert werden sollen. Wie bei der UCM manifestiert sich hier das Prinzip des minimalen selektiven Eingreifens. Efferente Korrektursignale werden lediglich dann präzisiert, wenn eine zu große Abweichung vom Sollzustand (Abgleich mit Efferenzkopien) erkannt wurde. Motorische Variabilität wird insofern von beiden Theorien explizit zugelassen. Jedoch kann keiner dieser Ansätze das Problem der Koordination der Freiheitsgrade - besonders bei komplexen Bewegungen, bei denen multiple Gelenke beteiligt sind - gänzlich klären.

Eine weitere inhärente Quelle motorischer Variabilität kann in den Eigenschaften des neuronalen Systems selbst gefunden werden. An allen Stellen neuronaler Signaltransduktion (e.g. an den Synapsen, Axonen, Dendriten) treten stochastische Störmechanismen auf, die die Abfolge der Aktionspotentiale (sog. Spike-Trains) beträchtlich beeinflussen können (Faisal et al., 2008). Dieses neuronale Rauschen trägt folglich zur Bewegungsvariabilität bei und kann dabei teilweise in neuronalen Prozessen bei der Transformation von sensorischen Signalen in motorische Kommandos (Planning Noise) (Churchland et al., 2006a, Churchland et al., 2006b) und bei der Transformation von motorischen Kommandos in Bewegungen (Execution Noise) (van Beers, 2004) auftreten. Unter Planning Noise versteht man Fluktuationen in der Signalübertragung bei der Lokalisation des Ziels, der Lokalisation und Sensation der beteiligten Körpersegmente (Lokalisationsphase), die Integration dieser Informationen in höheren Hirnzentren, sowie die angemessene zielgerichtete Auswahl von motorischen Kommandos, die eine Bewegung von der initialen Position zur Endposition bewirken sollen. Execution Noise entsteht bei der Übertragung der efferenten Signale zur Muskulatur, wobei eine verrauschte Interaktion mit sensorischen

Feedback-Signalen wahrscheinlich ist (Osborne et al., 2005).

Die Analyse von Variabilität gewährt folglich einen bedeutenden Einblick in neurophysiologische Prozesse und gibt Auskunft, wie der Organismus Bewegungen initiiert und kontrolliert (Apker & Buneo, 2012).

### 3.2 Variabilität aus traditioneller und moderner Sicht

In der sportwissenschaftlichen Forschung unterliegt die Bedeutung der motorischen Variabilität einem paradigmatischen Wechsel (Birklbauer, 2006, Harbourne & Stergiou, 2009, Newell et al., 2006). Unter traditionellen Gesichtspunkten wird die Variabilität im motorischen System als unerwünschtes Rauschen betrachtet (Hausdorff, 2007, Newell et al., 2006). Dafür können verschiedene Gründe angeführt werden. Zum einen rührt diese negative Deutung aus ingenieurwissenschaftlichen und kybernetisch geprägten motorischen Modellen (Birklbauer, 2006); zum anderen aus der eingangs erwähnten neurophysiologischen Bezeichnung von auftretenden Fluktuationen im neuronalen System (Noise) (Churchland et al., 2006a, Churchland et al., 2006b, Faisal et al., 2008, van Beers et al., 2004). Variabilität wird außerdem als Gegenstück zur Stabilität angesehen. Im Allgemeinen unterscheidet sich der Anfänger vom Könnern darin, dass die Realisation spezifischer Bewegungen häufigere und größere Variationen aufweist. Folglich soll eine höhere Variabilität ein Charakteristikum geringerer sportmotorischer Beherrschung darstellen. Diese Feststellung sollte jedoch hinterfragt werden (Davids et al., 2003, Harbourne & Stergiou, 2009). Zum Beispiel zeigen Arutyunyan et al. (1969) in einer oftmals zitierten Studie, dass zwar das Trefferbild beim Pistolenschießen mit zunehmender Expertise akkurater und weniger variabel ist, die Bewegungsvervielfältigung in den dafür benötigten biomechanischen Teilkomponenten (Ellenbogen- und Schultergelenk) jedoch höhere Werte annimmt als bei Anfängern (Arutyunyan et al., 1969). Das Phänomen der Reduktion der Variabilität in der Zielgröße bei gleichzeitig erhöhter Variabilität der Teilparameter mit zunehmendem Leistungsniveau konnte bei verschiedenen motorischen Aufgaben beobachtet werden (z.B. Bernstein, 1967, Jaric & Latash, 1999, Loosch, 1995, van Beers et al., 2004). In der Sprache Bernsteins werden beim Anfänger im Lernprozess erst Freiheitsgrade fixiert, um den koordinativen Rechenaufwand zu minimieren, was von außen als rigides Bewegungsmuster wahrgenommen wird (Birklbauer, 2006). Die motorische

Zielgröße ist in diesem Stadium zunächst von stochastischen Abweichungen geprägt, die im Verlauf des Lernens verkleinert werden. Jedoch kann dieses noch starre System auf Perturbationen nicht adäquat reagieren - im Falle des Pistolenschiessens könnten diese Störgrößen intrinsisch (z.B. Atmung) oder extrinsisch (z.B. Witterungsbedingungen) sein. Erst in einer späteren Phase werden die fixierten Freiheitsgrade gelöst, um die Konstanz der Zielgröße zu erhöhen, was über die kompensatorische Kopplung der Teilkomponenten (z. B. der beteiligten Gelenke) gewährleistet wird (Birklbauer, 2006). Da die Variabilität mit der Anpassung eine neuartige Einbindung in den Bewegungsprozess erfährt, wird sie nach Loosch (1995) als funktionelle Variabilität deklariert (Loosch, 1995). Variabilität und Stabilität erscheinen mit diesen Ausführungen als Widerspruchseinheit und nicht als diametrales Begriffspaar (Loosch, 1997).

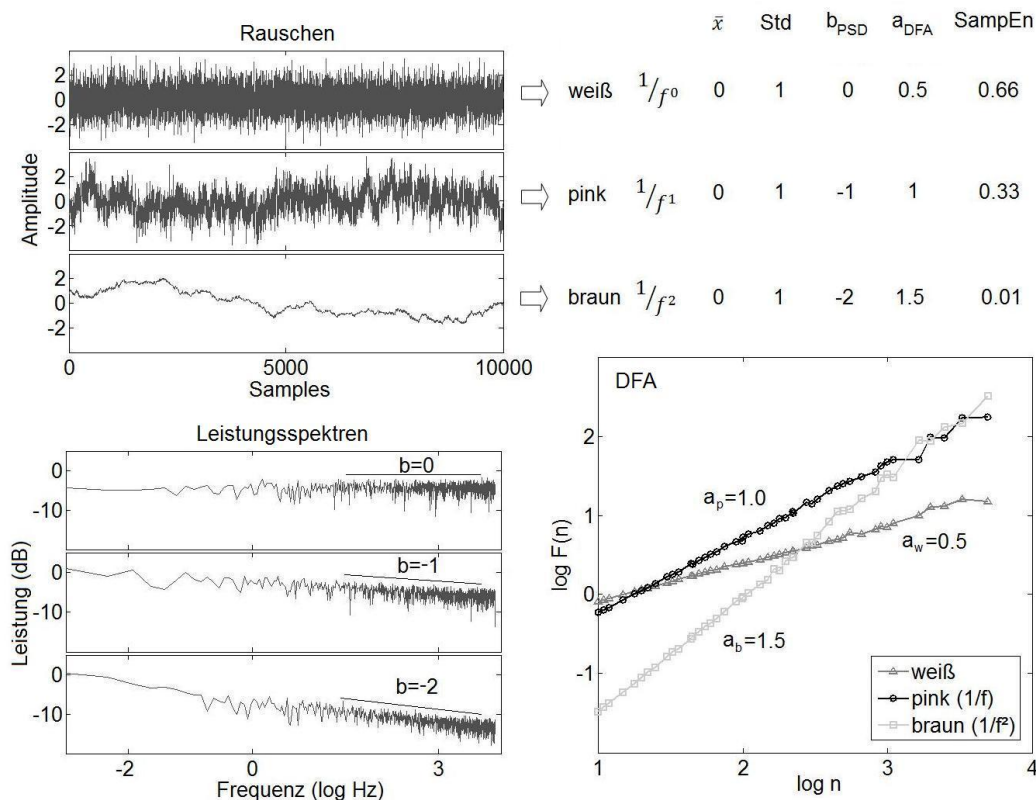
Diese Überlegungen, beginnend mit den ersten Forschungen Bernsteins (Bernstein, 1967), stellen den gedanklichen Übergang zur modernen Sichtweise dar, in der Variabilität eine systemimmanente Größe bildet und als flexible und funktionelle Anpassungsfähigkeit in der Auseinandersetzung mit der Umwelt verstanden wird (Harbourne & Stergiou, 2009, Newell & Corcos, 1993, Newell et al., 2006). Das Phänomen wird als Prinzip biologischer Systeme verstanden, dessen Charakteristik zukunfts-offenes Verhalten gewährleistet und nicht lediglich eine Folge von Reaktionen auf eine Veränderung der Umwelt versinnbildlicht (Davids et al., 2003, Loosch et al., 1997). Zudem wird exploratives Verhalten ermöglicht, worin dem Organismus die Fähigkeit zugesprochen wird, seinen Aktionsraum kontinuierlich ermessen und parametrisieren zu können (James, 2004). Ein weiterer Vorteil gegenüber traditionellen Ansichten besteht darin, dass sich Zeitreihen von Bewegungen oder deren Teilelementen erklären lassen, die sich selbst bei approximativ identischen Anfangsbedingungen dennoch vollkommen unterscheiden können (Loosch, 1997). Ein Beispiel hierfür ist die Bewegung der Körperschwerpunktfluktuationen beim ruhigen Stehen, die eine hohe intrasubjektive Variabilität erkennen lässt (Geurts et al., 1993). Die Modellierung des modernen Ansatzes basiert im Wesentlichen auf der Theorie nichtlinearer dynamischer Systeme (Systemdynamik) und der Chaostheorie (Birklbauer, 2006). Es wurde schon früh spekuliert, dass chaotische Prozesse wahrscheinliche Erscheinungen in biologischen Systemen sind (z.B. Elbert & Rockstroh, 1993, Lipsitz & Goldberger, 1992, Rapp et al., 1985) und somit die inhärente Variabilität beschreiben können (Birklbauer, 2006). Dies rührt zum



einen daher, dass biologische Systeme nichtlineare dynamische Systeme sind (Argyris et al., 2010, Kaplan & Glass, 1995, McDonnell & Abbott, 2009). Zum anderen gibt es ein Indiz, dass sich biologische Systeme weitab von Gleichgewichtszuständen bewegen (z.B. Loosch, 1999, Peng et al., 1994a, Peng et al., 1995). Die Physik der Nichtgleichgewichtszustände ist eng mit dem Begriff des Chaos verwoben. Sie behandelt vor allem komplexe Systeme für die auf mikroskopischer Ebene Chaos vorherrscht, auf makroskopischen Größenordnungen jedoch von wohlorganisierten Mustern überdeckt wird (Argyris et al., 2010). Der Leitgedanke hierin ist das Prinzip der Selbstorganisation - ein Begriff, der von Hermann Haken im Zusammenhang mit der Synergetik geprägt wurde (Haken, 1982) und einige praktische Übertragungen auf motorische Untersuchungen zulässt (z.B. Haken et al., 1985).

### 3.3 Rauschen

Aus sportwissenschaftlicher Sicht ist das Rauschen ein Schlüsselbegriff, der den Unterschied zwischen traditioneller und moderner Sichtweise der Variabilität verdeutlicht (Newell et al., 2006). Rauschen kann nach Art der inneren Struktur klassifiziert werden (**Abbildung 3.1**). Weißes Rauschen entspringt einem stochastischen Prozess und weist demnach eine vollkommen randomisierte Charakteristik auf. Das logarithmierte Leistungsspektrum ist konstant über dem Frequenzbereich (**Abbildung 3.1**) (Schroeder, 2009). Es besitzt aus diesem Grund keinen strukturellen Informationsgehalt (z.B. Langzeitkorrelationen), weshalb man der motorischen Variabilität traditionell diese Form beimisst (Newell et al., 2006). Jedoch ergeben sich hierbei zwei Probleme. Erstens kann selbst weißes Rauschen zu einer Verbesserung des Systemverhaltens beitragen. Ein Beispiel ist das Prinzip der stochastischen Resonanz (z.B. im neuronalen System), wonach ein Signal in einem nichtlinearen System mit Schwellenwert erst nach Zugabe eines Rauschanteils erkannt wird (McDonnell & Abbott, 2009, McDonnell & Ward, 2011). Zweitens haben Untersuchungen ergeben, dass Signale des neuromuskulären Systems nicht den Gesetzen des weißen Rauschens folgen (Newell et al., 2006, Riley & Turvey, 2002).



**Abbildung 3.1** Oben: Datensätze von weißem, pinkem ( $1/f$ ) und braunem ( $1/f^2$ ) Rauschen – mittels Kasdin-Algorithmus erhoben (Kasdin, 1995). Die linearen Werte Mittelwert ( $\bar{x}$ ) und Standardabweichung (Std) zeigen keine Unterschiede, während strukturelle Verfahren wie die Steigung des Leistungsspektrums ( $b_{\text{PSD}}$ ), die Steigung der detrended fluctuation analysis ( $a_{\text{DFA}}$ ) oder die Sample-Entropie (SampEn) Unterschiede zeigen. Unten links: korrespondierende Leistungsspektren via Welch Methode. Weißes Rauschen weist eine über die gesamte Bandbreite des Frequenzspektrums gleiche Leistung auf, wobei pinkes und braunes Rauschen stärkere Leistungen in niederfrequenten Bereichen haben. Unten rechts: DFA der Rauscharten und Regressionssteigungen.

Das Integral des weißen Rauschens ergibt das braune Rauschen. Jenes entstammt einem Random-Walk Prozess (Brownsche Bewegung) und weist eine im logarithmierten Leistungsspektrum abfallende Charakteristik der Steigung -2 auf - der Verlauf im Amplitudenspektrum ist umgekehrt proportional zum Quadrat der Frequenz, weshalb man es auch als  $1/f^2$  Rauschen bezeichnet (Abbildung 3.1). Eine Integration eines Signals führt stets zu einer Erhöhung des Exponenten  $\alpha$  in  $1/f^\alpha$  (Potenzgesetz) um 2, wohingegen eine Differentiation den Exponenten um 2 verringert (Schroeder, 2009). Jedoch wurde gezeigt, dass eine intermediäre Form des Rauschens die Regel in physiologischen Signalen ist (Diniz et al., 2011, Schroeder, 2009). Diese bezieht sich auf einen Exponenten, der über Integration oder Differentiation nicht erreichbar ist:  $1/f$ -Rauschen (pinkes Rauschen).  $1/f$ -Rauschen ist im Gegensatz zu weißem Rauschen auf unter-

schiedlichen Zeitskalen selbstähnlich, weist also Langzeitkorrelationen auf (Diniz et al., 2011, Schroeder, 2009). Ein Signal, das reich an Korrelationen auf unterschiedlichen Zeitskalen ist, wie 1/f-Rauschen, wird als komplex bezeichnet (Kirchner et al., 2012a). Man spricht hierbei von einem Gedächtnisprozess, da von kurzen Zeiträumen auf längere geschlossen werden kann. Im Allgemeinen besitzen Rauscharten sogar Exponenten, die nicht-ganzzahlige Werte annehmen, wie im Beispiel von Zeitreihen, die von einer fraktalen Brownschen Bewegung entstammen, einer Verallgemeinerung der Brownschen Bewegung (Mandelbrot & van Ness, 1968). Diese Verallgemeinerung ist wichtig im Verständnis der mathematischen Methoden zu diesem Thema (Delignieres et al., 2006).

Bei der Unterscheidung verschiedener Rauscharten kann auch die Regularität ein dienliches Mittel sein. Regularität innerhalb einer Zeitreihe bezeichnet eine Eigenschaft, die angibt, in wie fern von vorherigen Signalwerten auf den Verlauf zukünftiger geschlossen werden kann. Damit ist Regularität immer an die betrachtete Zeitskala gebunden und kann nicht direkt mit Komplexität verbunden werden (Kirchner et al., 2012a). Weißes Rauschen ist ein Beispiel für einen irregulären, braunes Rauschen für einen regulären Prozess.

### 3.4 Parametrisierung der Variabilität

Traditionell wird Variabilität als Abweichung von einem Mittelwert verstanden und über die Standardabweichung definiert. Jedoch können zwei Signale die gleiche Standardabweichung besitzen, sich in der zeitlichen Dynamik aber deutlich unterscheiden (Abbildung 3.1) (Harbourne & Stergiou, 2009, Stergiou & Decker, 2011). An dieser Stelle können mathematische Methoden beigetragen, die von der systemdynamischen Sichtweise inspiriert wurden und chaotische Charakteristika oder die Beschreibung von Rauschanteilen in Signalen ermöglichen. Aus mathematischer Sicht kann die Variabilität einer Zeitreihe in zwei Kategorien unterteilt werden (Tabelle 3.1): 1. Globale Variabilität (lineare Größen und Kennwerte - wie Standardabweichung, Medianfrequenz, etc.) 2. Strukturelle Variabilität (nichtlineare Verfahren im Zeit- u. Frequenzbereich und Phasenraummethoden) (Kirchner et al., 2012a). Dabei können lineare Verfahren als Kennwerte für das Ausmaß oder die Amplitude angesehen werden. Nichtlineare Verfahren geben Auskunft über die zeitabhängige Entwicklung und die Struktur der betreffenden Zeitreihen. Jede Kategorie kann über die Information

**Tabelle 3.1** Beschreibung der Variabilität mit exemplarischen nichtlinearen Verfahren und linearen Parametern. Mit linearen Verfahren lassen sich im Zeit- und Frequenzbereich Amplituden der Zeitreihe schätzen (globaler Anteil der Variabilität). Nichtlineare Methoden geben Auskunft über zeitabhängige Informationen im Zeit- und Frequenzbereich oder im Phasenraum (struktureller Anteil der Variabilität).

Charakterisierung der Variabilität	
Lineare Parameter	Nichtlineare Verfahren
Globale Informationen Amplitudenschätzungen	Strukturelle Informationen Zeitabhängige Struktur
Zeitbereich	Zeit- u. Frequenzbereich
Varianz (allgemein: Momente n-ter Ordnung) Variationskoeffizient Spannweite, etc...	Detrended Fluctuation Analysis (Langzeitkorrelationen) Entropiemaße (Regularität)
Frequenzbereich	Regressionen im Leistungsspektrum Wavelet-Transformation
Frequenzspitzen Mittlere Frequenz, etc...	Phasenraum
	Lyapunov-Exponenten Recurrence Quantification Analysis

der jeweils anderen keine Aussage treffen, weshalb ihre Anwendung als komplementär betrachtet wird (Harbourne & Stergiou, 2009, Stergiou & Decker, 2011). Beispielsweise weist Hausdorff (2007) auf die ergänzende Anwendung beider Methoden hin, um ein umfassenderes Verständnis physiologischer Steuervorgänge zu erlangen (Hausdorff, 2007). Bei der Anwendung nichtlinearer Verfahren geht es neben der metaphysischen Frage, ob Chaos, Komplexität oder Regularität in Biosignalen präsent ist, vor allem um das pragmatische Interesse, ob sie neben den linearen Kennwerten zusätzliche Informationen aus der zeitlichen Organisation und der Dynamik der Zeitreihen gewinnen können (Elbert & Rockstroh, 1993).

### 3.5 Bedeutung der strukturellen Verfahren im sportmedizinischen Kontext

Die Bedeutung der modernen Zeitreihenanalyse in Bezug auf inhärente strukturelle Informationen wird in mannigfaltigen Untersuchungen deutlich (Goldberger et al., 2002, Stam, 2005). Wie schon eingangs erwähnt, spielt das neuronale System und damit das Gehirn bei der Generierung der Variabilität im motorischen System eine zentrale Rolle. Mittels nichtlinearen Zeitreihenanalysen konnten wichtige Resultate in Studien mit elektroenzephalographischen

und magnetenzephalographischen Signalen erzielt werden (z.B. Faure & Korn, 2001, Korn & Faure, 2003, Stam, 2005). In dieser Arbeit werden Ergebnisse diskutiert, die weitere Biosignale zum Gegenstand haben.

Die vorherrschende Hypothese ist, dass ein direkter Zusammenhang zwischen der Abnahme struktureller Charakteristika und dem Auftreten von Erkrankungen bzw. Alterungsprozessen bestehen soll (Loss-of-Complexity-Hypothese, LoC-Hypothese) (Goldberger et al., 2002, Lipsitz & Goldberger, 1992). Dies konnte in verschiedenen physiologischen Signalen bestätigt werden. Wu et al. (2009) stellten Unterschiede in der Herzfrequenzvariabilität von jüngeren Personen zu Älteren und Patienten mit kongestiver Herzinsuffizienz fest (Wu et al., 2009). Peng et al. (1995) zeigten, dass Langzeitkorrelationen bei Patienten mit kongestiver Herzinsuffizienz abnahmen (Peng et al., 1995). In einer Untersuchung an jüngeren und älteren gesunden Personen, sowie Patienten mit Vorhofflimmern konnte festgestellt werden, dass der größte Lyapunov-Exponent mit dem Alter und mit der Erkrankung abfiel (Lu & Chen, 2003). Kaufman et al. (2007) konnten mit Hilfe der Entropie elektromyographischer Daten der dorsalen Muskulatur gesunde Personen von Personen mit Lumbalgie unterscheiden (Kaufman et al., 2007). Frühe Studien im Bereich der Gangmotorik zeigten, dass Langzeitkorrelationen mit dem Alterungsprozess und neurodegenerativen Erkrankungen (Chorea Huntington, Morbus Parkinson) abnahmen (Hausdorff, 2007, Hausdorff, 2009). Parkinson Patienten erwarben kurzfristig nach gezielter rhythmischer auditiver Stimulation Gangparameter ähnlich zu 1/f Rauschen (Hove et al., 2012). Ebenso wurden über strukturelle Veränderungen in den Körperschwerpunktfluktuationen (CoP) beim ruhigen Stehen berichtet (Duarte & Sternad, 2008, Kang et al., 2009, Negahban et al., 2010, Schmit et al., 2006, Seigle et al., 2009). Jüngere Personen wiesen höhere Entropiewerte auf als Ältere (Seigle et al., 2009). Kang et al. (2009) stützen die LoC-Hypothese durch die CoP-Analyse von sturzgefährdeten älteren Personen (Kang et al., 2009). Die Betroffenen zeigten eine niedrigere Komplexität als gleichaltrige nicht sturzgefährdete Personen. Auf dem Feld der orthopädischen Erkrankungen wurden ebenso Ergebnisse erzielt. Personen mit vorderer Kreuzbandschwäche verfügten im Gegensatz zu einer gesunden Kontrollgruppe über niedrigere Entropiewerte in den CoP-Komponenten, was eine Abnahme komplexer Strukturen in den Signalen implizierte (Negahban et al., 2010). Schmit et al. (2006) verglichen die CoP-Bewegungen von Parkinsonpatienten mit denen gesunder Probanden mit-

tels RQA-Parameter (Schmit et al., 2006). Die Erkrankten tendierten zu vorhersehbarerem (deterministischerem) und weniger komplexem Verhalten. In Studien zu respiratorischen Untersuchungen wurde die Hypothese ebenfalls untermauert (Peng et al., 2002).

Der Nutzen nichtlinearer Verfahren für die sportmedizinische Forschung wird hierbei deutlich. In Bezug auf die LoC-Hypothese gibt es jedoch divergierende Ergebnisse (Duarte & Sternad, 2008, Rhea et al., 2011, Vaillancourt & Newell, 2002, van Emmerik & van Wegen, 2002). Beispielsweise verglichen Duarte & Sternad (2008) die CoP-Verläufe jüngerer und älterer Personen bezüglich sehr viel längerer Zeiträume (30 Minuten) (Duarte & Sternad, 2008). Zum einen unterschieden sich die Signale beider Gruppen nicht von einer  $1/f$ -Natur, zum anderen wiesen die Zeitreihen Älterer komplexere Strukturen auf als jene jüngerer Probanden. Dies könnte darin begründet liegen, dass die inhärenten Strukturen physiologischer Zeitreihen stark aufgabenspezifisch sein könnten (Vaillancourt & Newell, 2002, van Emmerik & van Wegen, 2002). Ein weiterer Aspekt liegt in der Definition von Komplexität (Stergiou et al., 2006). Beispielsweise spekulierten Decker et al. (2010) (Decker et al., 2010), dass das Resultat von Buzzi et al. (2003) - ältere Personen besaßen höhere Lyapunov-Exponenten beim Gehen auf dem Laufband (Buzzi et al., 2003) - mit einer Abnahme der Komplexität im System verbunden wäre. Dem gegenüber stehen elektrokardiographische Studien, in denen Lyapunov-Exponenten stets mit dem Alter abnahmen (z.B. Acharya et al., 2004, Lu & Chen, 2003). Zum einen wurden teilweise vollkommen unterschiedliche physiologische Systeme untersucht, zum anderen ist es wahrscheinlich, dass inhärente nichtlineare Strukturen gesunder Systeme eher einem Optimaltrend folgen (Stergiou & Decker, 2011, Stergiou et al., 2006). Stergiou et al. (2006) präsentierten ein motorisches Modell, das dieses Optimum abbilden soll (Stergiou et al., 2006). Demnach generieren gesunde Systeme chaotische Signale, wohingegen Erkrankungen entweder vollkommen deterministisch (wie ein periodisches Signal) oder randomisiert (weißes Rauschen) sein können (Stergiou et al., 2006).

### 3.6 Ausblick und zukünftige Ansätze

Die Anwendung nichtlinearer Verfahren hat in den letzten Jahren stark zugenommen. Dies liegt zum einen an der größeren Sensitivität gegenüber linea-



ren Methoden (Kirchner et al., 2012a), zum anderen an der Fülle neuer Erkenntnisse und der Entwicklung neuer Algorithmen. Der Einzug dieser Verfahren führt ebenso zu einer Neuinterpretation von Variabilität im physiologischen System. Gesunde Systeme besitzen Eigenschaften, die sich von kranken oder alternden Systemen insofern unterscheiden, dass diese chaotische (d.h. in sich strukturelle, aber unvorhersehbare) Signale erzeugen (Harbourne & Stergiou, 2009). Dabei gibt sich diese Dynamik über die inhärente Variabilität zu erkennen. Es ist jedoch weiter zu evaluieren, in wie weit sich gesunde oder auch funktionelle Komponenten der Variabilität mit diesen Verfahren abbilden lassen.

Um Variabilität auf Strukturebene klar charakterisieren zu können, müssen stets mehrere, sich ergänzende nichtlineare Methoden verwendet werden (Argyris et al., 2010, Kirchner et al., 2012a). Bisher ist jedoch noch weitestgehend ungeklärt, welche Methoden zur Charakterisierung von physiologischen Zeitreihen benutzt werden sollen. Die Ursache könnte in folgenden Punkten zu suchen sein. 1. Physiologische Signale sind vorwiegend nichtstationär (Kirchner et al., 2012a, Peng et al., 1995), d.h. Mittelwert und Standardabweichungen sind zeitvariant. Wenige Verfahren sind robust gegen diese Eigenschaft (z.B. Marwan et al., 2007). 2. Nichtlineare Verfahren benötigen weitere Inputparameter, die das Ergebnis der Verfahren stark beeinflussen. Eine naive Anwendung führt zu irrigen Resultaten. 3. Interdependenzen und redundante Informationen zwischen den einzelnen Outputs verschiedener Methoden müssen situations- und systemabhängig herausgearbeitet werden (Schubert et al., 2012a, Schubert et al., 2012b).

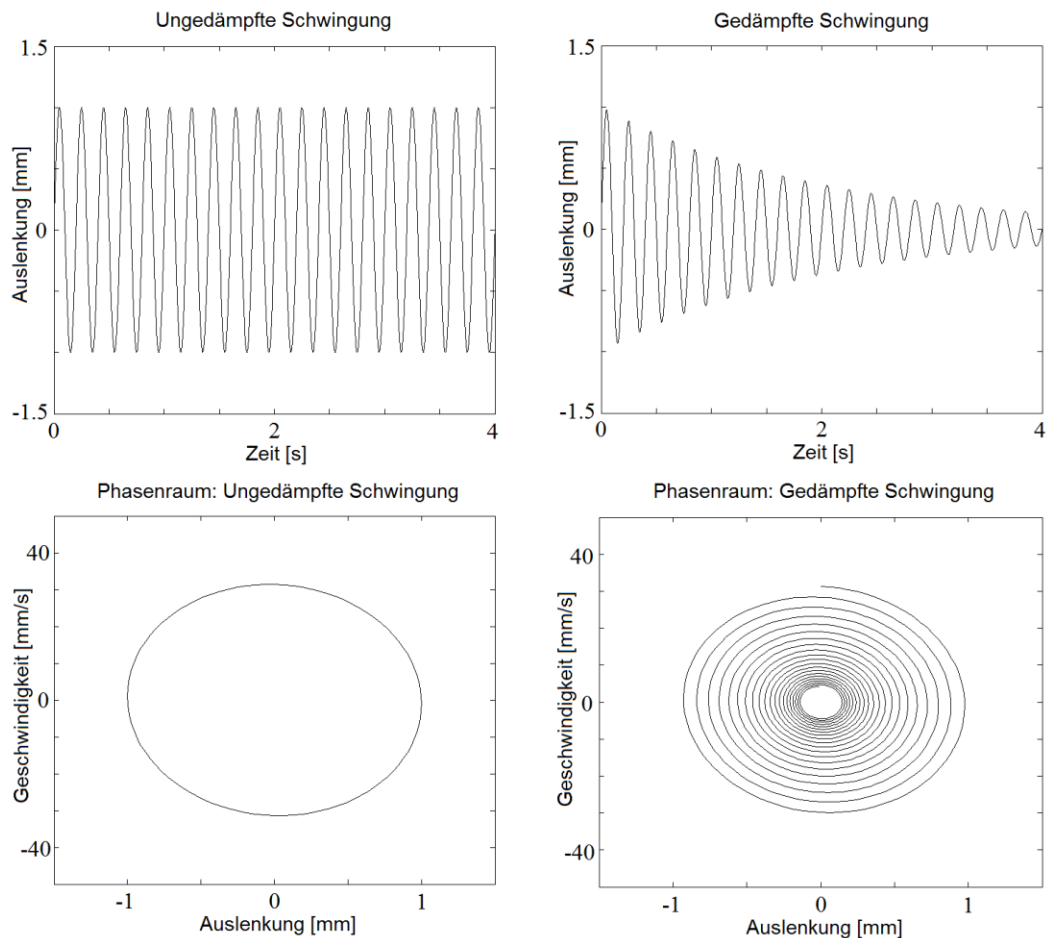
Die Integration struktureller Eigenschaften in motorische Modelle, welche das Gesamtkonzept der Variabilität zu erklären versuchen, hat sich bisher kaum durchgesetzt (Stergiou et al., 2006). Ungeachtet dieser Hürden könnte eine strukturelle Komponente motorischer Variabilität bedeutende Einsichten in physiologische Vorgänge liefern. Es bedarf noch weiterer Forschungstätigkeit, bevor nichtlineare Verfahren als adäquate Hilfsmittel im klinischen Prozess angenommen werden. Hier kann insbesondere die Evaluation von Therapie- und Interventionsmaßnahmen einen entscheidenden Beitrag leisten (Roerdink et al., 2006).



### 3.7 Begriffsbestimmungen

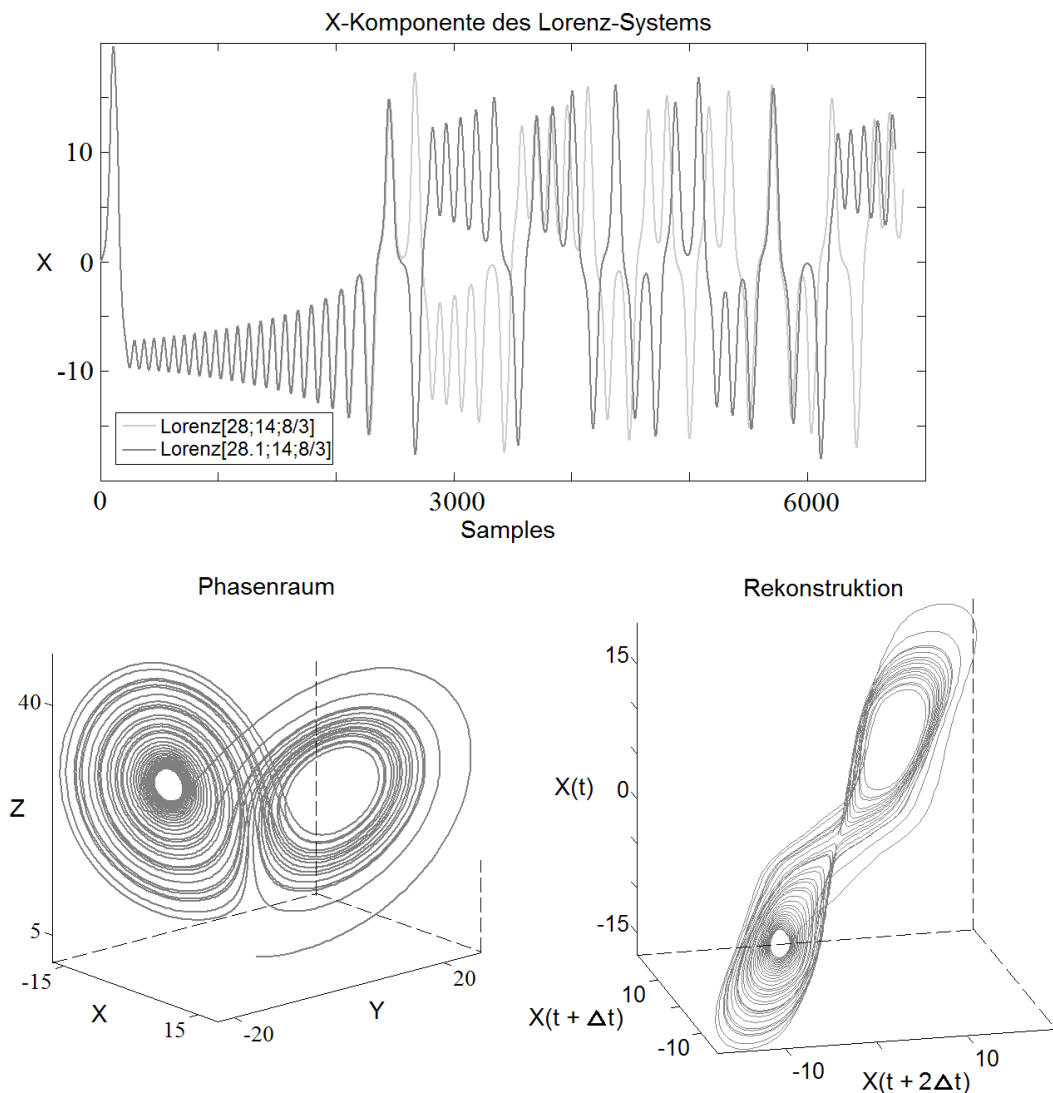
Ein dynamisches System beschreibt die zeitliche Entwicklung eines zugrundeliegenden Prozesses. Nichtlinearität liegt vor, wenn die Systemvariablen, die diesen Prozess definieren, nicht auf additiven Verknüpfungen basieren, sondern z.B. multiplikativ verknüpft sind. Die starke Kausalität - identische Ursachen haben identische Wirkungen - ist dann nicht erfüllt. Neurone sind Beispiele für nichtlineare dynamische Systeme, da die Generierung von Aktionspotentialen mit einem Schwellenwert verbunden ist (McDonnell & Abbott, 2009). Sind die Systemvariablen sowie deren wechselseitige Beziehungen vollständig bekannt, so lässt sich das Systemverhalten in Abhängigkeit der Zeit über die Werte dieser Systemvariablen beschreiben. Diese Geometrisierung der zeitlichen Abläufe führt zur Betrachtung des Phasenraums (auch Zustandsraum), dessen Dimension mit der Zahl der Systemvariablen übereinstimmt (Argyris et al., 2010). Den Graphen innerhalb des Phasenraums bezeichnet man als Trajektorie.

Beispielsweise ist ein linearer harmonischer Oszillator (z.B. Pendel) über die Auslenkung und seiner Ableitung (Geschwindigkeit) - eine Differentialgleichung erster Ordnung - eindeutig charakterisiert (Argyris et al., 2010). **Abbildung 3.2** zeigt den von beiden Systemvariablen aufgespannten zweidimensionalen Phasenraum ohne Reibungsverlust (nicht-dissipativ) und mit Reibungsverlust (dissipativ). In beiden Fällen strebt das System einer Lösung zu, die als Attraktor bezeichnet wird. Im nicht-dissipativen Pendel-System bezeichnet man diesen als Grenzyklus; im dissipativen Pendel-System als Punktattraktor. Interessant ist, dass auch bei Veränderung der Startparameter (stärkere oder schwächere Auslenkung des Pendels) die Trajektorien wieder zu diesen Attraktorentypen konvergieren, und dass sich unterschiedliche Trajektorien niemals schneiden. Im zweidimensionalen Fall sind dies die einzigen möglichen Attraktoren (Argyris et al., 2010). Beide Pendelsysteme sind Beispiele vollkommen vorhersagbarer oder auch deterministischer Ereignisse. Aus den zuvor gemessenen Werten lassen sich alle zukünftigen Werte exakt bestimmen. Im Gegensatz dazu sind stochastische Prozesse von Zufallszahlen abhängig und sind demzufolge nicht deterministisch (z.B. der Gewinn beim Roulette, wenn ständig auf Rot gesetzt wird) - ein Attribut, das Traditionalisten der Variabilität im motorischen System anheften (Newell et al., 2006). Es gibt allerdings auch Systeme, die einem deterministischen Prozess entstammen, aber auf Grund der sensitiven Abhängigkeit von



**Abbildung 3.2** Zeitreihen harmonischer Oszillatoren. Oben links: Pendel eines nicht-dissipativen Systems. Die Zeitreihe gleicht einer Sinusschwingung. Unten links: Phasenraum des ungedämpften Pendels. Die Trajektorie verläuft in einer perfekten Ellipse. Der entstandene Attraktor heißt Grenzyklus und besitzt die Dimension 1. Oben rechts: Pendel eines dissipativen Systems. Das Signal oszilliert mit abnehmender Amplitude und strebt dem Ruhezustand zu. Unten rechts: Die Trajektorie konvergiert spiralförmig einem Punktattraktor mit Dimension 0 im Ursprung zu.

Anfangswerten nicht vorhersagbar sind. Dieses scheinbare Paradoxon wird auch mit einem in sich widersprüchlichen Begriff paraphrasiert: dem deterministischen Chaos (mathematische Definition in Davaney, 2003). Ein einführendes Beispiel ist das Lorenzsystem, das aus drei Differentialgleichungen und drei Systemvariablen besteht (Argyris et al., 2010, Eckmann & Ruelle, 1985, Riley & Turvey, 2002). In **Abbildung 3.3** ist die Zeitreihe der Variable X für unterschiedliche Anfangsbedingungen dargestellt. Weisen die Graphen anfangs noch hohe Korrelationen auf, so verliert sich die Vorhersagbarkeit für größere Zeitspannen. Der chaotische Charakter wird hierbei deutlich. In **Abbildung 3.3** ist zudem der Attraktor abgebildet, der einen lemniskatischen Verlauf annimmt. Das Be



**Abbildung 3.3** Lorenz-System. Oben: Exemplarische Zeitreihen der X-Komponente des Lorenzsystems. Das Lorenzsystem besteht aus einem Differentialgleichungssystem mit drei Gleichungen und drei Unbekannten. Drei weitere Eingangsparameter müssen als Startwerte definiert werden. Die dunkle Linie entstand durch die Parameter (28; 14; 8/3); die hellere Linie durch (28.1; 14; 8/3). Obwohl das System durch die Kenntnis der Gleichungen deterministisch ist, führt diese marginale Veränderung im ersten Parameter dazu, dass ab ca. 2600 Samples die noch gleichen Kurvenverläufe vollkommen andere Dynamiken annehmen. Die Unvorhersagbarkeit solcher Änderungen attribuiert den chaotischen Charakter des Lorenzsystems. Unten links: Phasenraum des Lorenzattraktors der Startwerte (28; 14; 8/3). Es entsteht ein seltsame Attraktor mit fraktaler Dimension von ca. 2.06. Der Attraktor besitzt einen Verlauf, ähnlich einer Lemniskate, wobei die Trajektorien sich niemals schneiden und niemals diese Struktur verlassen. Unten rechts: Rekonstruierter Attraktor der X-Komponente des Lorenzsystems mit den Startwerten (28; 14; 8/3) und einer Verzögerung (delay) von 10. Man erkennt den topologisch ähnlichen Verlauf der Trajektorien.

sondere an diesem Attraktor ist, dass es sich im Gegensatz zu den zuvor behandelten einfachen Attraktoren um einen mit nichtganzzahliger, d.h. fraktaler Dimension von ca. 2.06 handelt (PunkATTRAKTOR = 0, GrenZZyklus = 1) (Kaplan & Glass, 1995, Schroeder, 2009), weshalb er auch seltsamer Attraktor genannt wird (Ruelle & Takens, 1971). Fraktale sind selbstähnliche Abbildungen, die Langzeitkorrelationen besitzen, was bedeutet, dass ähnliche Strukturen auf unterschiedlichen Zeitskalen korrelieren. Zahlreiche Studien weisen darauf hin, dass fraktale Strukturen in physiologischen Signalen zu finden sind (Delignieres, 2006, Goldberger et al., 2002, Hausdorff, 2007, Hausdorff, 2009, Peng et al., 1994b, Peng et al., 1995, Peng et al., 2002, Schroeder, 2009).

In Experimenten sind jedoch nicht alle Systemvariablen bekannt, oder messbar, die den Phasenraum aufspannen und das System genügend determinieren. Takens (1981) bewies ein Theorem (Takens, 1981), wonach es unter bestimmten Bedingungen möglich ist, einen äquivalenten Phasenraum aus nur einer Systemvariablen zu rekonstruieren, sodass die Dynamik des Systems erhalten bleibt (Marwan, 2007). **Abbildung 3.3** veranschaulicht einen rekonstruierten Phasenraum aus der Systemvariablen X für das Lorenz-System. Die Möglichkeit, Zeitreihen in einen höher dimensional Raum einzubetten, eröffnet eine neue Sicht auf die Interpretation physiologischer Signale. Mit Hilfe von Verfahren aus der Chaostheorie können so grundlegende Aussagen über Systemeigenschaften gemacht werden, die mit traditionellen Methoden verborgen bleiben.

### 3.8 Strukturelle Verfahren

Im Folgenden wird eine Einführung in einige nichtlineare Maße gegeben. Zudem wird bewusst auf mathematische Formalismen verzichtet. Die Regularität einer Zeitreihe ist eng mit dem Begriff der Entropie verknüpft, die ursprünglich im Zusammenhang mit dem Informationsgehalt von Zeichenfolgen (Shannon-Entropie) eingeführt wurde (Argyris et al., 2010). Als Grundlage für die Anwendbarkeit auf Zeitreihen dynamischer Systeme gilt die Kolmogorov-Sinai-Entropie (Kolmogorov, 1958, Sinai, 1959). Die Entropie ist ein Maß für die Vorhersagbarkeit von deterministischen Systemen, da sie aus n vergangenen Werten die Ungewissheit über den zukünftigen Zustand quantifiziert. Das Verfahren wird anhand der für Zeitreihen entwickelten Approximate-Entropie von Pincus (1991) vorgestellt (Pincus, 1991). Das Signal wird wertweise hochlaufend

in überlappende Teilsequenzen von bestimmter Länge  $m$  unterteilt. Für jede Teilsequenz ermittelt man die Anzahl der zu ihnen ähnlichen Teilsequenzen im Signal, wobei die Ähnlichkeit von einem vordefinierten Parameter abhängt, und teilt durch die Gesamtzahl der Teilsequenzen. Von diesem Wert wird das arithmetische Mittel genommen. Die Approximate-Entropie berechnet sich als natürlicher Logarithmus des Quotienten aus diesem Mittelwert zum gleichsam berechneten Mittelwert aus Teilsequenzen der Länge  $m+1$ . Unlängst wurden weitere Verfeinerungen dieses Maßes beschrieben (Chen et al., 2007), wie die in **Abbildung 3.1** verwendete Sample-Entropie (Richman & Moorman, 2000). Höhere Entropiewerte zeigen irreguläreres und weniger vorhersagbares Verhalten der Zeitreihe. Costa et al. (2005) stellen zudem eine Methode vor, um die Regularität auf multiplen Zeitskalen zu definieren und so mit Komplexität zu verbinden (Costa et al., 2005).

Langzeitkorrelationen lassen sich mit Hilfe von Verfahren ausfindig machen, die spezielle Exponenten schätzen (z.B. Hurst-Exponent), worüber sich Aussagen über inhärente Strukturen formulieren lassen (Diniz et al., 2011). Diese Exponenten haben eine lineare Beziehung zu den Exponenten  $\alpha$  im Potenzgesetz  $1/f^\alpha$  im Leistungsspektrum (Delignieres et al., 2006, Schroeder, 2009). Ein Hurst-Exponent von 0.5 ist assoziiert mit einem Wiener Prozess (Brownsche Bewegung). Werte über 0.5 heißen persistent - auf einen ansteigenden Trend von vergangenen Werten folgt wahrscheinlich ein Trend von ansteigenden Werten in der Zukunft; Werte unter 0.5 werden antipersistent genannt und werden vice versa interpretiert. Ein ähnlicher Exponent lässt sich über die Detrended-Fluctuation-Analysis (Peng et al., 1994b) berechnen. Hierin werden für jeden Wert der Zeitreihe die Abweichungen vom Mittelwert kumuliert. Anschließend wird das kumulierte Signal in  $n$  nicht-überlappende Sektionen unterteilt und in jeder der lineare Trend bestimmt. Ein Abweichungsmaß  $F(n)$  zwischen Trend und kumuliertem Signal wird über alle Sektionen für variierende  $n$  definiert. Die Steigung des Graphen in einer log-log-Darstellung entspricht der gesuchten Größe (**Abbildung 3.1**). Es sei auf ähnliche Verfahren an dieser Stelle hingewiesen (Delignieres et al., 2006, Diniz et al., 2011, Goldberger et al., 2002, Kantz & Schreiber, 2005, Kirchner et al., 2012a).

Die Wavelet-Analyse ist ein weiteres Beispiel, um strukturelle Informationen einer Zeitreihe aus dem Frequenzbereich zu erhalten (Kirchner et al., 2012a). Im Gegensatz zu Fourier-Transformationen, geht die Zeitinformation nicht ver-

loren, was die zeitlokale Analyse eines Signals erlaubt. Grob gesprochen, werden Funktionen (Wavelets) durch Verschiebung, Stauchung und Streckung dem Signal auf unterschiedlichen Skalen angepasst und somit in zeitabhängige Frequenzen kodiert (Kirchner et al., 2012a). Das Wavelet-Spektrum gibt Aufschluss über Zeitreihenamplituden in Abhängigkeit der Frequenz und Zeitskala.

Im Phasenraum kann neben anderen wichtigen Kenngrößen der größte Lyapunov-Exponent bestimmt werden (Argyris et al., 2010). Der Lyapunov-Exponent kann eine Aussage über das Stabilitätsverhalten der Trajektorien und deren Divergenz voneinander treffen. Zur Berechnung wird entlang einer Referenztrajektorie  $x(t)$  der euklidische Abstand zu einer benachbarten Trajektorie  $y(t)$  erfasst. Zu einem späteren Zeitpunkt  $T$  wird ebenso der Abstand zwischen  $x(T)$  und  $y_1(T)$  bestimmt. Der Quotient aus beiden Werten ergibt den ersten Streckungsfaktor. So wird für zukünftige Werte der Referenztrajektorie weiter verfahren (Abstand zwischen  $x(T)$  und einer benachbarten Trajektorie  $y_2(0)$ ). Danach Abstand zwischen  $x(2T)$  und  $y_2(T)$ , etc.). Es werden nach endlich vielen Schritten die Zeitintervalle  $T$  gegen die logarithmierten Streckungsfaktoren aufgetragen. Die Steigung der Regressionsgraden des resultierenden Graphen schätzt den Wert des größten Lyapunov-Exponenten (Rosenstein, 1993). Größere Werte dieses Index deuten auf eine erhöhte Divergenz der Trajektorien hin.

Als weiteres Beispiel beschreibt die Recurrence Quantification Analysis (RQA) (Eckmann et al., 1987) ein Verfahren, die im Phasenraum rekonstruierte Zeitreihe mit  $N$  Datenpunkten in eine Matrix mit  $N^2$  Einträgen von Nullen und Einsen zu transformieren. Dabei erhält ein Eintrag den Wert Eins, wenn ausgehend von einem Referenzpunkt im Phasenraum ein weiterer in eine definierte Umgebung fällt. Aus dieser Matrix lassen sich verschiedene Statistiken berechnen und somit verschiedenste Aussagen über die Dynamik ableiten (Marwan et al., 2007). Andere Phasenraummethoden findet man in (Argyris et al., 2010, Kantz & Schreiber, 2005).

## 4 EVALUATION OF THE TEMPORAL STRUCTURE OF POSTURAL SWAY FLUCTUATIONS BASED ON A COMPREHENSIVE SET OF ANALYSIS TOOLS

### Abstract

The analysis of postural control has a long history. Traditionally, the amount of body sway is solely used as an index of postural stability. Although this leads to some extent to an effective evaluation of balance performance, the control mechanisms involved have not yet been fully understood. The concept of nonlinear dynamics suggests that variability in the motor output is not randomness but structure, providing the stimulus to reveal the functionality of postural sway. The present work evaluates sway dynamics by means of COP excursions in a quiet standing task versus a dual task condition in three different test times (30s, 60s, 600s). Besides the application of traditional methods - which estimate the overall size of sway - the temporal pattern of body sway was quantified via wavelet transform, multiscale entropy and fractal analysis. We found higher sensitivity of the structural parameters to modulations of postural control strategies and partly an improved evaluation of sway dynamics in longer recordings. It could be shown that postural control modifications take place on different timescales corresponding to the interplay of the sensory systems. A continued application of nonlinear analysis can help to better understand postural control mechanisms.

Keywords: Postural control; Center of pressure fluctuations; Nonlinear; Time-scale; Single- versus dual-task

Published as

Kirchner M, Schubert P, Schmidtbleicher D, Haas CT (2012) Evaluation of the temporal structure of postural sway fluctuations based on a comprehensive set of analysis tools. *Physica A* 391: 4692-4703.

doi: 10.1016/j.physa.2012.05.034



## Zusammenfassung

Die Analyse der posturalen Kontrolle besitzt eine lange Geschichte. Traditionell wird lediglich das Ausmaß der Körperschwankungen als ein Index für die posturale Kontrolle verwendet. Obwohl dies bis zu einem gewissen Grad zu einer effektiven Beurteilung der Gleichgewichtsleistung führt, sind die beteiligten Kontrollmechanismen bis jetzt nicht vollkommen verstanden. Die Theorie der nichtlinearen Dynamik schlägt vor, dass Variabilität im motorischen Output nicht als zufällig, sondern als strukturiert angesehen werden kann, wobei diese den Stimulus liefert, um die Funktionalität der posturalen Kontrolle darzustellen. Die vorliegende Arbeit evaluiert die Schwankungsdynamiken von COP-Auslenkungen im ruhigen Stehen sowie während der Ausübung einer Zweitaufgabe unter Verwendung von drei verschiedenen Testzeiten (30s, 60s, 600s). Neben der Verwendung von traditionellen Methoden, die das globale Ausmaß der Schwankungen schätzen, wurden die temporären Muster der Körperschwankungen mittels Wavelettransformation, Multiskalenentropie und fraktaler Methoden quantifiziert. Wir fanden eine höhere Sensitivität der strukturellen Parameter während der Modulation posturaler Kontrollstrategien und teilweise eine verbesserte Beurteilung der Schwankungsdynamiken bei längeren Aufnahmezeiten. Es konnte gezeigt werden, dass die Veränderung der posturalen Schwankungen auf unterschiedlichen Zeitskalen stattfindet, was mit dem Zusammenspiel der sensorischen Systeme einhergeht. Eine weitere Anwendung nichtlinearer Analysen kann für ein besseres Verständnis der posturalen Kontrollmechanismen dienlich sein.

Schlüsselwörter: Posturale Kontrolle; Center-of-Pressure-Fluktuationen; nicht-linear; Zeitskale; Erst- versus Zweitaufgabe

## 4.1 Introduction

Maintaining an erect posture includes a complex sensorimotor control system. In order to learn about postural control mechanisms - in a clinical as well as scientific context - subjects are mainly asked to stand as still as possible for a defined period. Even when young and healthy individuals adopt a quiet stance the center of mass varies continuously as the human body is never in perfect equilibrium (Latash, 2008). These displacements can be studied via a force plate which records center of pressure (COP) excursions. Standing is a skill of everyday life which often occurs over longer periods ( $> 30s$ ) and frequently includes a second task like talking to people. The omnipresent existence of dualtasks in daily life poses the question if postural demands differ in dual- and single-task manipulation. The latter is commonly applied to study postural performance by forcing subjects to concentrate on a quiet stance. Hence, subjects are likely to avoid natural movements which results in a different COP migration pattern compared to an unconstrained standing task (Duarte & Zatsiorsky, 1999). In addition, to focus on the body movements themselves tends to actively intervene in the maintenance of a stable posture and hampers automatic control processes that would allow the motor system to naturally self-organize as proposed in the “constrained action hypothesis” (Wulf & Prinz, 2001, for review). Fraizer and Mitra refer to an unspecific cognitive task of unknown load which evokes an internal focus of attention uncontrolled by the experimenter (Fraizer & Mitra, 2008). In contrast, secondary task manipulations come along with an external focus of attention which lead to a sharing of attentional resources and presumably result in a change of postural performance (Fraizer & Mitra, 2008, for review). Donker *et al.* showed that the creation of an external focus to withdraw attention from postural control increased COP irregularity suggesting more efficiency or automaticity of postural control (Donker *et al.*, 2007). Vice versa, an internal focus can have a detrimental effect on postural control (e.g., Donker *et al.*, 2007, Vuillerme & Nafati, 2007).

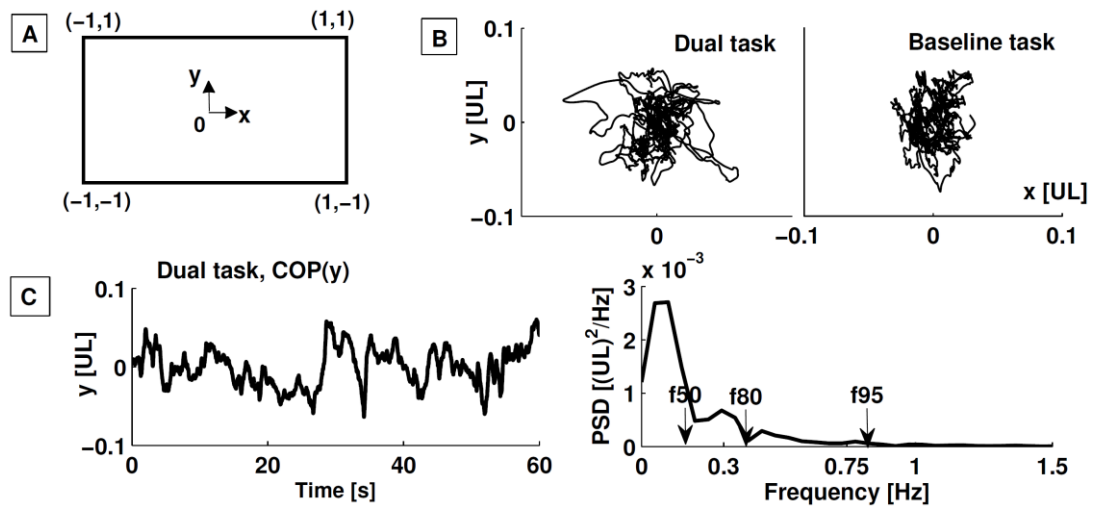
The mechanisms underlying spontaneous body sway are not fully understood. Although there exist a thousand studies related to the analysis of postural stability a lack of standardized methods and analysis procedures make comparisons difficult and partly explain discrepancies of results e.g., different effects on postural control in dual-task studies (Fraizer & Mitra, 2008). In addition, con-

clusions within one study are often based on few analysis tools and therefore cannot be cross checked. Duarte and Freitas hint at some common methodologies concerning the study of human posture but come to the conclusion that this field still needs further study (Duarte & Freitas, 2010). An important issue is that many preferred analysis tools (e.g., FFT) require stationarity conditions of the underlying time series. But it has to be assumed that physiological signals do not fulfill this condition (Diniz *et al.*, 2011). Experimental research has shown that the COP signal contains long-range correlations (e.g., Duarte & Zatsiorsky, 2000). Thus, the recording of COP displacements for a few minutes induces the observation of a small excerpt of a longer process which suggests an apparent lack of a stationary condition (Carroll & Freedman, 1993, Carpenter *et al.*, 2001). The plurality of parameterization methods can mainly be separated into two groups (Duarte & Freitas, 2010): a) global posturographic parameters which estimate the overall size of COP excursions, b) structural posturographic parameters which describe temporal pattern of body sway. The former are traditionally used as an index of postural stability treating COP displacements as a manifestation of random fluctuations. Hence, larger COP movements are associated with a less stable balance related to aging and disease. This motivates averaging techniques which average out the assumed randomness, but it ignores temporal patterns of swaying. The proposed link between the amount of postural sway and the level of stability is incomplete without taking into account dynamical properties of postural fluctuations. To address the obvious lack of information, nonlinear methods are used which describe the time-dependent structure of time series. Recent research stresses the functional aspects of sway variability (Van Emmerik & Van Wegen, 2002). Thus, an increased COP displacement is not mandatory a sign of poorer postural stability but an essential element of healthy dynamics based on the notion that postural movements can be exploratory providing information of the environment (Van Emmerik & Van Wegen, 2002, Harbourne & Stergiou, 2009). In this context, Stergiou *et al.* refer to an optimal movement variability which characterizes healthy states (Stergiou *et al.*, 2006). A deviation from the optimum can be classified as a rigid or a noisy system which is less adaptable to perturbations. Evaluating the posturographic literature of the last years shows an growing awareness of the limitations of classical analysis techniques. This stimulates the development of tools which can characterise the time-dependent structure of the motor output leading to a

better sensitivity of results especially concerning the identification of unhealthy states (e.g., Van Emmerik and Van Wegen, 2002, Lipsitz, 2002, Freitas *et al.*, 2005, Bernard-Demanze *et al.*, 2009). The analysis of the dynamical properties of COP displacements may provide further insight into postural instability mechanisms. So far, there is no agreement upon the results and their interpretations. Van Emmerik and Van Wegen showed that the functionality of variability is task dependent and the proposed link between disease and loss of complexity cannot be affirmed for all types of movement dynamics (Van Emmerik & Van Wegen, 2002). Note that complexity is still an elusive concept which is connected to healthy (complex) and disease states (not complex) of a system. It is often associated with signals that arise from many spatiotemporal scales linked to a rich structure on many timescales (Stergiou, 2003, Duarte & Starenad, 2008). Thus, postural systems which exhibit complex behaviors are believed to act on different timescales. Spectral power analysis in different frequency bands hints at predominant functional domains of control mechanisms (Lacour *et al.*, 2008). The literature gives some advices concerning the link between frequency bands and principal sensory inputs (e.g., Oppenheimer & Kohen-Raz, 1999, Zhang, 2006): the low frequency band ( $< 0.1$  Hz) is stacked to visual control, frequencies in the range of  $0.1 - 0.5$  Hz are dominated by vestibular activity whereas the frequency band of  $0.5 - 1$  Hz reflects somatosensory activity. In the present study sway dynamics are quantified by means of different analysis tools. As each posturographic parameter only evaluates a part of sway characteristics the combination of various methods account for a more detailed overall impression of postural control mechanisms. The goal is to find parameters which can describe postural stability with high sensitivity in order to provide an indication of the composition of analysis tools for further studies on postural control.

## 4.2 Methods

Sixteen healthy students (sex: 9m, 7w; age:  $26.1 \pm 6.7$  years; height:  $173.45 \pm 11.14$  cm; weight:  $72.36 \pm 13.04$  kg) participated voluntarily in the study which comprises bipedal stance on a force plate in two different conditions: (A) standing completing a cognitive task (dual-task = DT) and (B) quiet standing (baseline-task = BT). All subject provided written informed consent. Both conditions involve three different test times (35s, 65s, 305s) to see if longer recordings are



**Figure 4.1** Example of the posturographic measurement. A: Schematic force plate showing the units of the calculated COP position. B: Stabilogram representing COP excursions in medial-lateral (x) and anterior-posterior (y) direction. C: Power spectral density (PSD) of a COP(y) signal of a subject performing the dual-task.

superior to short ones. In condition DT subjects were asked to memorize a group of icons presented for 10s, and subsequently identify the missing icon within the next 10s. The icons were pictures of workaday objects (e.g., chair, car, ball) which were projected on a wall. Subjects could freely choose their standing position with the only constraint to remain on the force plate. The additional attention task was simple, having solely the function to divert from standing. Subjects completed a test trial to get familiar with the task. Condition (B) demands a hip width stance with arms relaxed at both sides. Subjects had to stand as still as possible, starring at a point at the wall. The distance between the eyes and the visual field was unchanged during the whole measurement as the distance affects postural performance (Prado *et al.*, 2007).

By means of a force plate (size = 0.4m x 0.3m, self-manufactured) the vertical component of the ground reaction forces was measured. Data were sampled at 1000 Hz and used to calculate COP time series in medio-lateral (ML) and anterior-posterior (AP) direction labeled  $x [UL]$  and  $y [UL]$  (UL = unit of length). The COP position is expressed as a fraction of deviation from the midpoint of the force plate (Figure 4.1A). COP data were filtered by a 4th order Butterworth filter at a cutoff frequency of 10 Hz to eliminate measurement noise (Winter, 2009, Ruhe *et al.*, 2010), downsampled to 100 Hz and detrended by the mean of the time series<sup>1</sup>. This preprocessing implies no great information loss as 95% of sway energy comprises frequencies up to 1 Hz (Maurer & Peterka, 2005) which

**Table 4.1** Median (Inter quartile range) for the  $p\%$  power spectrum ( $f_p$ ) of COP position data (DT = dual-task, BT = baseline task). Significant differences are indicated by stars (\*  $P < 0.05$ , \*\*  $P < 0.01$ , \*\*\*  $P < 0.001$ ) with  $Z =$  value of the test statistic.

Trial	$f_{50}$		$f_{80}$		$f_{95}$	
	DT	BT	DT	BT	DT	BT
$COP(y, 30s)$	0.2 (.1)	0.2 (.07)	0.49 (.17)	0.34 (.27)	0.98 (.27)	0.88 (.61)
$COP(y, 60s)$	0.15 (.1) <sup>**</sup> <sub><math>Z=-2.7</math></sub>	0.1 (.05)	0.34 (.14)	0.20 (.19)	0.86 (.42)	0.66 (.4)
$COP(y, 300s)$	0.085 (.06) <sup>**</sup> <sub><math>Z=-3.1</math></sub>	0.024 (.013)	0.24 (.12) <sup>***</sup> <sub><math>Z=-3.3</math></sub>	0.085 (.037)	0.62 (.32) <sup>**</sup> <sub><math>Z=-2.7</math></sub>	0.47 (.26)
$COP(x, 30s)$	0.2 (.17)	0.2 (.01)	0.44 (.2)	0.49 (.37)	0.88 (.46)	0.98 (.68)
$COP(x, 60s)$	0.1 (.17)	0.074 (.027)	0.37 (.29)	0.27 (.45)	0.82 (.27)	0.65 (.35)
$COP(x, 300s)$	0.037 (.05) <sup>**</sup> <sub><math>Z=-2.7</math></sub>	0.024 (.012)	0.26 (.34)	0.11 (.24)	0.7 (.52) <sup>*</sup> <sub><math>Z=-2.3</math></sub>	0.50 (.33)

fits to our results (**Table 4.1**). The first 5s of each signal were eliminated from the analysis to avoid impact effects. As the measurement stops a few seconds before persons were informed about the end of the trial we did not await end effects.

#### 4.2.1 Traditional analysis of COP data

Out of the large number of linear parameters available for the posturo-graphic analysis we include temporal (standard deviation  $s$  [UL], range  $R$  [UL], mean velocity  $\bar{v}$  [UL]), spatiotemporal (length of COP path  $LP$  [(UL)<sup>2</sup>], length of normalized COP path  $TP$  [(UL)<sup>2</sup>], area of 95% confidence ellipse  $AE$  [(UL)<sup>2</sup>]) and spectral ( $p\%$  power frequency  $f_p$  [Hz]) parameters. The latter were derived from the power spectral density (PSD) by approximating the integral with the trapezoidal rule and then defining the frequency below which  $p\%$  ( $p = 50, 80, 95$ ) of the total power is found (**Figure 4.1C**). Baratto *et al.* suggest that  $f_{80}$  is the one that best characterizes the modifications on the postural control system (Baratto *et al.*, 2002). Welch's method was applied to preprocessed COP data to get an estimator of the PSD in units of (UL)<sup>2</sup>/Hz. The method splits the data into  $z$  overlapping sections of length  $w$ , computes modified periodograms and finally averages the resulting periodograms yielding better consistency of the estimated power spectra. For the windowing of sections a hamming window with 50%overlap was chosen and  $w$  was adapted to the different trial durations (30s:  $w = 1000$ ; 60s:  $w = 2000$ ; 300s:  $w = 8000$ ). The spectral analysis depends on the algorithm and its input parameters. One has to balance the relation between  $w$  and  $z$ : large sections are necessary to reveal the low frequency content but averaging over a small number of windows results in an increased PSD estimator

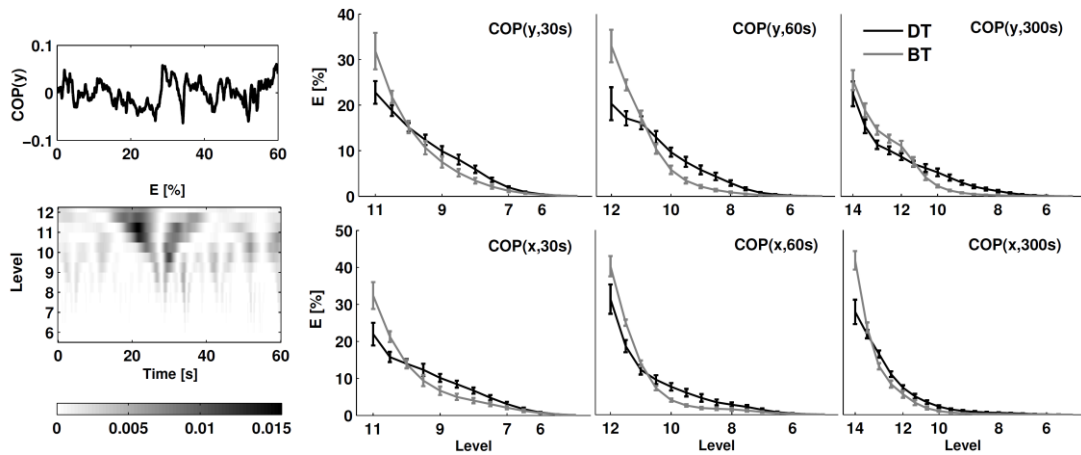
variance. There is no standardization proposed as the choice of input parameters depends on the given aims and requirements. The main limitation of the Fourier transform (FT), leading to misinterpretations of the body sway-frequency content, is the lack of time resolution i.e., the ability to characterize nonstationarities. This problem could indeed be faced by a short-time FT which has the disadvantage to degrade spectral power precision as shorter parts of the recording are analyzed. It is not possible to reach simultaneously a high frequency and time resolution as short windows have a good temporal allocation but an imprecise spectral power estimation and vice versa. There is a need of a technique which can locate quick signal changes in time and frequency. As a consequence, the wavelet transform method is widely applied which uses instead of the non-local sine and cosine basis-functions time-limited waveforms.

#### 4.2.2 Wavelet transform method

The wavelet transform (WT) method is a powerful tool to analyze postural sway as it can highlight the intermittent activity of neuromuscular feedback loops at different timescales (Prado *et al.*, 2007, Chagdes *et al.*, 2009). It is especially useful to reveal the frequency content of nonstationary signals like it is given by the COP time series as time-localized events are better represented. As a consequence, the WT yields more sensitive and robust results for changes in postural conditions like vision and age (Chagdes *et al.*, 2009). Mathematically, the wavelet decomposition is a convolution of the time series with wavelets of different scales  $a$  and translations  $b$ . The input signal is considered to be composed of summed-elementary wavelets which are time-localized waveforms as the amplitude tends to zero at some limit. Applying the WT to a COP time series one gets a 3D representation of body sway: the scalogram shows the percentage energy by a color code over frequency (y-axis) and time (x-axis) (Figure 4.2). Let  $x(t)$  denote the time series and  $\psi(t)$  the mother wavelet. Then the wavelet coefficient  $W_{a,b}$  at scale  $a$  and time instant  $b$  is given by (Addison, 2002)

$$W_{a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi_{a,b}^*(t) dt, \quad \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{Eq. 1}$$





**Figure 4.2** Left: Exemplary scalogram of the 12-level wavelet transform applied to a COP(y) time series. Right: Sample mean of energy percentage  $\pm$  standard error for the  $J$ -level wavelet transform (mother wavelet = Coif1) of COP time series with DT = dual-task (black line) and BT = baseline-task (gray line).

where  $*$  denotes the complex conjugate of a function. As proposed by Zhang a Coiflet wavelet function (Coif1) is taken as mother wavelet (Zhang, 2006). Coiflet wavelet functions are appropriate to analyze COP data as they are most effective at reducing low frequency distortion (Zhang, 2006). In addition, we test with another mother wavelet (Bior1.3) to verify our results. The scale values  $a = 2^j$  ( $j = \text{level}$ ) appoint how much the wavelet is compressed or stretched compared to the mother wavelet  $\psi$ . Low scales correlate with high frequencies as they compress the wavelet and high scales correlate with low frequencies representing the coarse-scale features in the signal. The following formula gives the relation between scale  $a$  and frequency:  $f_a = (f_c f_s) / a$  with  $f_c =$  center frequency of the mother wavelet (Addison, 2002). For Coif1 it is  $f_c = 0.8$  which was computed by fitting a cosine curve. Based on scaling parameters  $a_j = 2^j$ ,  $j = 1, 1.5, 2, \dots, J$  we would have a timescale range of

$$f_a = \frac{0.8 \cdot 100}{[2.2^J]} = \left[ 40\text{Hz}, \frac{80}{2^J}\text{Hz} \right] \rightarrow t_a = \left[ \frac{1}{40}\text{s}, \frac{2^J}{80}\text{s} \right] \quad \text{Eq. 2}$$

We exclude the high frequency range, frequencies above the range of interest, by starting with  $j = 5$  which corresponds to  $f_{2^5} = 2.5$  Hz. The largest applicable level  $J$  is limited by the recording length of the signal  $30\text{s} : J = 11$ ,  $60\text{s} : J = 12$ ,  $300\text{s} : J = 14$ . The WT outputs the wavelet coefficients  $W_{a,b}$  for the specified scales. In a next step the energy content at level  $j$  is computed which is the sum of the squared coefficients (Eq. 1) at level  $j$  over all time instants:

$$E(j) = \sum_{i=1}^j W_{j,i}^2 \quad \text{Eq. 3}$$

Together with the total energy (summing the energy over all levels) we can express the energy content at level  $j$  (Eq. 3) as a percentage of the total energy.

#### 4.2.3 Determination of regularity

To analyze the regularity of a time series early approaches comprehend the estimation of the degree of surprise in the signal by means of an entropy measure. One question, if the signal is known up to time  $t_0$  how well can its succession be predicted for time  $t > t_0$ . Entropy values grow monotonically with the degree of randomness that is a low entropy value for a pure deterministic signal and a high value for a completely random signal. Common regularity measures used for the analysis of COP signals are the Approximate Entropy (ApEn) introduced by Pincus (Pincus, 1991) and the Sample Entropy (SaEn) introduced by Richman and Moorman (Richman & Moorman, 2000). The latter shows better relative consistency and is less sensitive to the length of data (Chen *et al.*, 2005) which was the reason to apply SaEn here.

SaEn computes the negative natural logarithm of the conditional probability that sequences similar for  $m$  points remain similar adding one more point ( $m + 1$ ) to the sequence. In doing so points are called similar if they are in a neighborhood which is defined by some matching tolerance. In order to ease the comparison across different time series with various magnitudes of fluctuation the matching tolerance is not a fixed value but is normalized for every time series. Costa *et al.* suggest a value between 10 and 20% ( $r = 0.1 - 0.2$ ) of the standard deviation of the time series (Costa *et al.*, 2005). Chen *et al.* propose that  $r$  has to be large enough in order to exclude influence from noise but too large an  $r$  value has to be avoided for fear of information loss (Chen *et al.*, 2006). In addition, a choice of  $m = 2$  is superior to  $m = 1$  as it allows more detailed reconstruction of the joint probabilistic dynamics of the process but  $m > 2$  is unfavorable due to the need of a large recording length (Chen *et al.*, 2006). As a rule of thumb Borg and Laxåback suggest that one needs about  $10^m$  to  $20^m$  data points for the analysis (Borg & Laxåback, 2010). Based on these advices we choose  $m = 2$  and  $r =$

0.15 for both  $x$  and  $y$ -direction. There are different interpretations of the entropy concerning the degree of regularity (Borg & Laxåback, 2010). On the one hand an irregular signal (high entropy) is taken as a sign of a healthy system in terms of exploring the phase space and being prepared for the unexpected whereas a disease state may be rigid (regular system, small entropy) unable to cope with new challenges. On the other hand irregularity can be associated with an unstructured system which becomes less sustainable. This interpretation conflict arises as entropy cannot be directly linked to complexity: a smaller entropy value does not mean less complex it only indicates more regularity based on one particular timescale. A better approach to get information about the complexity of a signal is the multiscale entropy (MSE) developed by Costa *et al.* (Costa *et al.*, 2002). It quantifies the information content of the data over a range of timescales as one computes the entropy (SaEn) of consecutive coarse-grained time series and finally plots the entropy values as a function of scale (MSE curve). Intuitively, a complex signal is associated with a time evolution that has a rich structure on multiple scales. For white noise, which is irregular on small timescales but not structurally complex, the entropy decreases on larger time scales and for  $1/f$  noise, a complex signal, the entropy remains high on different scales (Costa *et al.*, 2005). For the application of MSE we choose again  $m = 2$  and  $r = 0.15$  and determine the complexity index  $C = \sum_{j=1}^J SaEn_j$  with  $SaEn_j = SaEn$  on scale  $j$  (Costa *et al.*, 2003).

There are still two issues, data length and stationarity, one has to consider in advance. The length of the time series determines how many scales ( $j = 1, \dots, J$ ) can be included in the analysis. Based on a total duration of  $D$  [s] one has  $D \cdot f_s$  data points which results in a minimum of  $(D \cdot f_s)/100$  scales leading to the choice  $30s: J = 6; 60s: J = 12; 300s: J = 60$ . SaEn $_j$  with  $j = 1, 6, 10, 30$  is included in the statistical analysis to account for the different timescales. Increasing  $f_s$  only artificially increase the number of data points without adding information and is thus not an appropriate solution to generate long time series which are necessary for the analysis of larger timescales. We reduce  $f_s$  to 20 Hz, in order to exclude timescales smaller than 0.15s as these are not the typical time-length scales in the COP signal. As it was mentioned before (Sec. 1), the assumption of stationarity for COP time series is apparently not correct, so that the choice of the matching tolerance may be not appropriate for every part of the signal. Thus, SaEn and MSE can give misleading results when “outliers” are present

(Costa *et al.*, 2005). Duarte and Sternad tried to address this problem by applying the same criterion distance for all subjects and trials as a first approach and in a second approach by filtering out drifts and shifts (Duarte & Sternad, 2008). These approaches are questionable as the first one makes it difficult to compare results of different subjects and the second one eliminates important information of postural sway data. Correlations of SaEn1 values with the respective standard deviation are computed to check for dependencies. As the increment data are much more stationary (Kantz & Schreiber, 2005, Chapter 13) we apply both methods to the COP velocity time series ( $COP_v$ ), too. The COP velocity time series, the first derivative of the COP position time series, was estimated by subtracting consecutive data points of the filtered COP signal and multiplying by the sampling frequency  $fs$ . Note that noise (high frequency content) is amplified in the differentiation process. We follow the method of Ramdani *et al.* in order to find appropriate input parameters  $m$  and  $r$  for the SaEn algorithm (Ramdani *et al.*, 2009). We get  $m = 2$  and  $r = 0.55$  for  $x$  and  $y$ -direction. The  $r$  value is higher than the recommended one for SaEn calculation of COP position signals. We use these input parameters also for the MSE method but estimate SaEn values and the complexity index with  $m = 2$  and  $r = 0.15$  as well in order to see if there are differences with the results. Again, we downsample to  $fs = 20$  Hz as the relevant frequency components of the  $COP_v$  data are assumed to be  $< 10$  Hz.

#### 4.2.4 Analysis of fractal properties

Many studies in the field of complexity analysis of COP time series have focused on the investigation of fractal properties that is the time-evolutionary character of the signal and its correlation structure. It has been shown that the data exhibit long-range correlations with varying scaling behaviors (e.g., Collins & De Luca, 1993, Duarte & Zatsiorsky, 2000, Pan *et al.*, 2005, Duarte & Sternad, 2008). Different methods emerged to study long-range correlations aiming at the estimation of the Hurst coefficient  $H$ . A commonly used method is the detrended fluctuation analysis (DFA), introduced by Peng *et al.* (Peng *et al.*, 1994b). Though, a comparison of methods leads to the conclusion that the scaled window variance method (SVW), developed by Cannon *et al.* (Cannon *et al.*, 1997), is superior when analyzing scaling properties of fractional Brownian mo-

tion (fBm) processes (Delignières *et al.*, 2006). SWV works properly on fBm but provides irrelevant results on fractional Gaussian noise (fGn). In contrast, DFA shows good results for fGn but is only moderately appropriate for fBm series because it presents systematic negative bias and a high level of variability (Delignières *et al.*, 2006). Here we only refer to the order-1 DFA which means that a linear fit is used to detrend the time series. More generalized versions, namely order- $k$  DFA, may deliver additional information about the dynamics of a system (Hu *et al.*, 2001, Horvatic *et al.*, 2011). The method suggested in Ref. (Horvatic *et al.*, 2011) is based on detrended cross-correlation analysis proposed in Podobnik and Stanley and Podobnik *et al.* (Podobnik & Stanley, 2008, Podobnik *et al.*, 2009). Note that each fBm is related to a specific fGn, the series of successive increments of an fBm, with the same Hurst exponent. One can apply DFA to the differentiated fBm series in order to get better results. As a consequence, it is crucial to classify the data as fGn or fBm in advance. However, one problem is the misclassification near the  $1/f$  boundary (fGn = 0.9, fBm = 0.1) which is partly unacceptable (Delignières *et al.*, 2006). There is little accordance within the results of fractal analysis which can be traced back to a lack of full evaluation of methods. One of the main discussion points is the existence of a transition point which distinguishes two scaling regions, a short-term and a long-term region corresponding to persistent ( $H > 0.5$ ) and antipersistent ( $H < 0.5$ ) behavior of COP sway. This is interpreted as the coexistence of two control mechanisms in the regulation of quiet stance: open and closed loop control of posture (Collins & De Luca, 1993). The critical time point which separates the two scaling regions is seen as an important parameter to differentiate subjects, e.g., young vs. old (Collins *et al.*, 1995), or conditions, e.g., eyes open vs. eyes closed (Collins & De Luca, 1995). However, Delignières *et al.* remark that not COP position but COP velocity shows different scaling regions (Delignières *et al.*, 2011).

The application of a unique method is questionable as the conclusions are often based on the visual observation of a linear regression in the double-logarithmic plots and examples show that time series without long-range dependencies can mimic a linear fit in log-log plots leading to misinterpretations (Wagenmakers *et al.*, 2005). So we apply DFA and SVW methods to the COP time series and concentrate on the investigation of the long-term scaling region. That is the inclusion of timescales  $> 1s$  which corresponds roughly to the 95%-

power region. As it has been shown that the reliability of estimates of the Hurst exponent  $\hat{H}$  depends on the window sizes included in the analysis (Cannon *et al.*, 1997), it is important to check how stable  $\hat{H}$  is for the respective input parameters. Hence, DFA and SVW are applied to 1000 simulated fBms with different Hurst exponents ( $H = 0.1 - 0.7$  in steps of 0.1), using the implemented algorithm in MATLAB<sup>®</sup>. We use three different data length ( $L = 600, 1200, 3000$ ) which corresponds to our three test durations with  $fs = 20$  Hz. Notice that the exact data length of the COP time series is unknown, since an up- or downsampling result in a modified data length probably without information gain or loss. An evaluation of the goodness of  $\hat{H}$  is reached by the mean squared error (MSE) which includes both, bias and variability:  $MSE_{\hat{H}} = s_{\hat{H}}^2 + (H - \bar{x}_{\hat{H}})$ .

The SWV algorithm divides a time series into non-overlapping intervals of length  $n$  and calculates within each interval the standard deviation (SD). This can be done for different interval length  $n_j$ . The scaling exponent  $\hat{H}$  is received by fitting a line to the log-log plot of  $n_j$  against mean ( $SD_{n_j}$ ) and extracting the slope (Figure 4.4B). Cannon *et al.* showed that detrending of the series before calculating SD can provide better  $\hat{H}$  (Cannon *et al.*, 1997). They proposed two techniques: linear detrending (ld) and bridge detrending (bd). The choice of the input parameter  $n_j$  depends on the relevant timescale-length of the data and the total recording time. Small window sizes result in few data points in a window which is statistically less reliable and can cause bias but for large window sizes only a few number of windows can be included so the mean over the windows is more variable which increases the variance of  $\hat{H}$  (Cannon *et al.*, 1997). The choice of the set of window sizes is geared to the suggestion of Cannon *et al.* and is adjusted for the three recording durations with a downsampling to  $fs = 20$  Hz of the COP signal (Cannon *et al.*, 1997). This lead us to a choice of  $n = 20 : 10 : n_J$  with  $n_J = 120$  (30s),  $n_J = 200$  (60s) and  $n_J = 400$  (300s). DFA is an extension of the (ordinary) fluctuation analysis (FA) and is well suited for analyzing nonstationary signals. DFA outputs the scaling exponent  $\alpha$  with  $0 < \alpha < 1$  (fGn) and  $1 < \alpha < 2$  (fBm).  $\alpha$  can be transformed into  $\hat{H}$  according to  $\hat{H} = \alpha$  (fGn) and  $\hat{H} = \alpha - 1$  (fBm). As DFA works better on fGn as on fBm we apply it to the  $COP_v$  time series as well. Under the assumption that the COP time series can be modeled as a fBm the COP velocity time series can be modeled as a fGn (with the same scaling exponent). The set of window sizes for the analysis is the same as for SWV.

#### 4.2.5 Statistic

To determine if there are significant differences between task DT and BT pairwise comparisons are conducted for all parameters. To test the data for normality the Shapiro Wilk test was used as it has good power properties for small samples. In case of normal distributed data a dependent t-test, and otherwise, the Wilcoxon test was applied, all with a significance level of 5%. For the correlation analysis Pearson's coefficient  $r$  or Spearman's coefficient  $\rho$  was determined. To accommodate for multiple comparisons, we employ Holm-Bonferroni (HB) adjustments on the obtained P-values ( $\alpha_i = \alpha / (k - i + 1)$ ,  $k = \#tests$ ). The aforesaid statistical analysis was done in SPSS<sup>®</sup> whereas all the other computations were conducted in MATLAB<sup>®</sup> as well as the compilation of the graphics.

#### 4.2.6 Surrogate data tests

Shuffled surrogate tests allow to investigate the null hypothesis that the time series is uncorrelated noise by randomly rearranging the data points (e.g., Collins & De Luca, 1994). For every subject we constitute a set of 100 surrogates for every condition to get empirical statistical bounds. MSE analysis for the shuffled series is conducted using the same input parameters as for the original series. Statistical comparisons of surrogate SaEn1 values and original ones are performed for both conditions separately. In addition, the MSE method is applied to the integrated shuffled COP position time series to test the null hypothesis that the data corresponds to ordinary Brownian motion (oBm). Concerning the fractal analysis, the shuffled series should output a DFA exponent of 0.5 (SWV provides irrelevant results on fGn series). In a second step ldSWV is applied to the integrated surrogate series of COP position data to test whether the COP position data deviates from an oBm process ( $H = 0.5$ ).



## 4.3 Results

### 4.3.1 Linear parameters

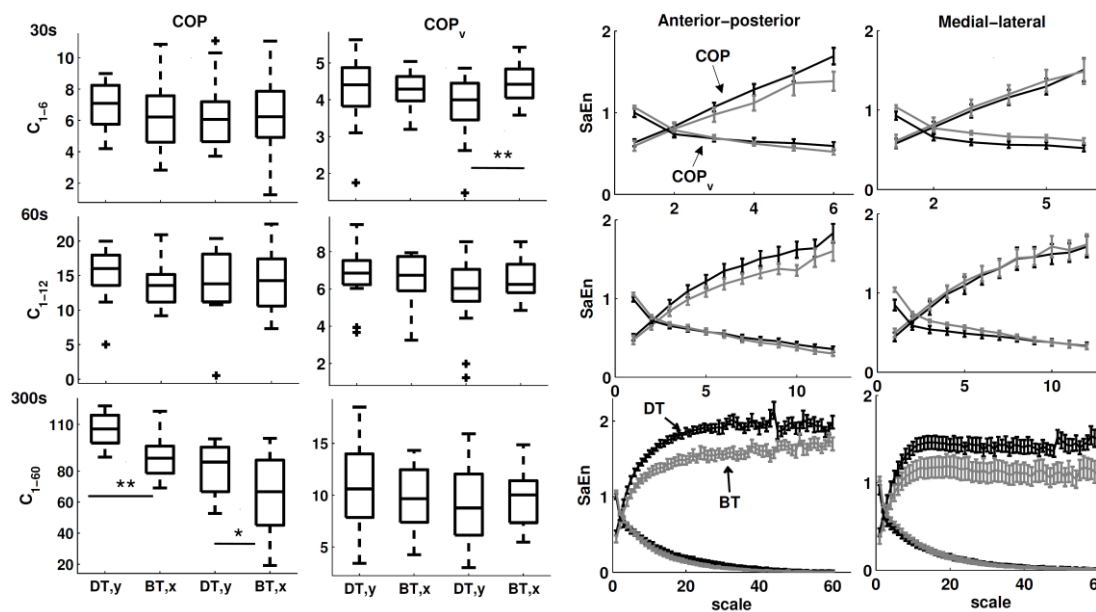
The traditional parameters out of the time domain lead to significant differences between condition DT and BT in the 60s-trial for  $\bar{v}_y$  and  $LP$  ( $Z < -2.1$ ,  $P < .035$ ) and in the 300s-trial for  $\bar{v}_x$  ( $Z = -2.27$ ,  $P = .023$ ). Although, taking into account HB correction separately for the temporal ( $s$ ,  $R$ ,  $\bar{v}$ ) and spatiotemporal parameters ( $LP$ ,  $TP$ ,  $A_E$ )  $H_0$  cannot be rejected ( $\alpha_1 = 0.05/3$ ). In the frequency domain significant differences after HB correction are visible especially in longer recordings (**Table 4.1**). In addition, it can be seen that 95% of the PSD [ $(UL)^2/Hz$ ] comprises frequencies below 1 Hz with smaller values of  $\mathcal{P}5$  in longer recordings (**Table 4.1**).

### 4.3.2 Wavelet transform

The percentage of energy content shows an overall similar shape for all conditions and recording durations: most of the energy lies in long timescales whereas the energy content gradually decreases at the moderate and short timescales (**Figure 4.2**). The comparison of different timescales reveals more energy at low frequencies in the BT condition compared to DT. This relation turns around at a “crossover” point ( $t_{cp}$ ) e.g., for  $COP(y, 300s)$  it is  $t_{cp} = \text{level } 11.5$  (**Figure 4.2**). Thus, there is more energy at the moderate frequencies in the DT condition. It levels out at the shortest timescales (about  $j < 6.5 \cong \text{frequency} > 0.9 \text{ Hz}$ ) where both task show little energy content but there is still more energy in the DT condition. The location of  $t_{cp}$  is partly different for  $COP(x)$  and  $COP(y)$  time series and for the three recording durations (**Figure 4.2**). The cross check of results with the mother wavelet Bior1.3 lead to similar findings.

### 4.3.3 Analysis of regularity properties

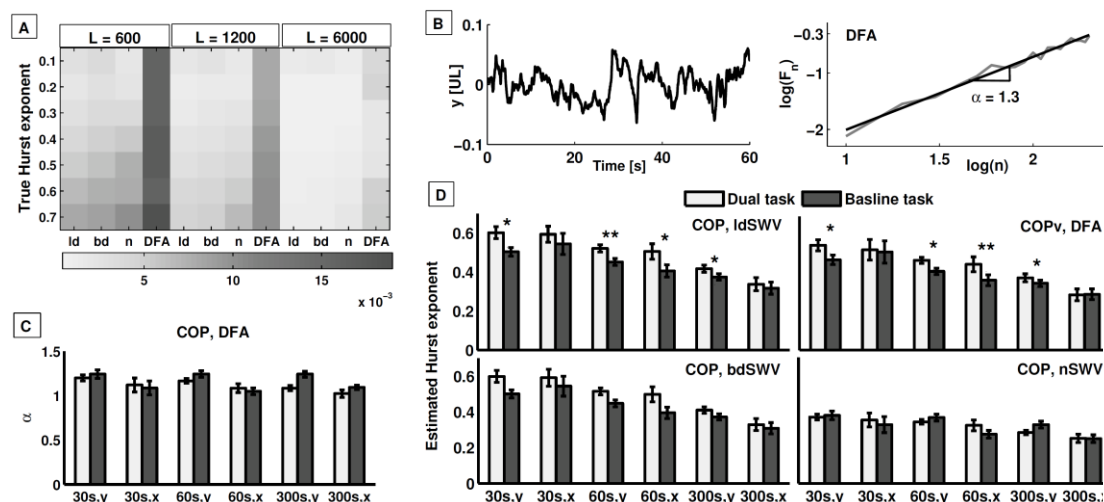
The results of the MSE analysis are plotted in **Figure 4.3** where the boxplots show the complexity index distributed within the sample and the specific SaEnj values are presented as sample mean  $\pm$  standard error (SE). The complexity in-



**Figure 4.3** Results of the MSE analysis ( $m = 2$ ,  $f_s = 20$  Hz) of  $COP$  ( $r = 0.15$ ) and  $COP_v$  ( $r = 0.55$ ) time series ( $x =$  medial-lateral and  $y =$  anterior-posterior). Left: Complexity index  $C_{1-J}$  ( $J =$  highest scale). Significant differences are marked with stars (\*  $P < 0.05$ , \*\*  $P < 0.01$ ). Right: Sample mean  $\pm$  standard error for SaEn values on different timescales with DT = dual-task (black line) and BT = baseline-task (gray line).

dices of COP data show significant differences between condition DT and BT only for the 300s-trial ( $C_y$ :  $T = 4.18$ ,  $P = .001$ ;  $C_x$ :  $T = 2.12$ ,  $P = .05$ ). Looking at the MSE-curve progression one can see that both curves (DT, BT) start ( $j = 1$ ) at a similar low level and then coevally separate and go up until they saturate at a higher level ( $y$ : around 1.7 for DT and 1.3 for BT;  $x$ : around 1.2 for DT and 0.9 for BT). The signal saturation is reached earlier in the  $x$ -direction. The statistical analysis of the condition effect (DT vs BT) on the SaEn $_j$  values leads to significant differences partly on the larger scales ( $j = 6, 10, 30$ ). However, considering HB adjustments on the obtained P-values to accommodate for multiple comparisons only  $COP(y, 300s)$  shows significant differences ( $j = 6, 10$ :  $T > 3.06$ ,  $P < .008$ ;  $j = 30$ :  $Z = -2.99$ ,  $P = .003$ ). The correlation analysis of SaEn $_{1,i,d}$  and  $S_{i,d}$  ( $i = x, y$ ;  $d = 30s, 60s, 300s$ ) result in significant correlations ( $P < .05$ ) with correlations coefficients between 0.5 and 0.9.

The complexity indices of  $COP_v$  data show a significant difference for the  $x$ -direction in the 30s-trial ( $Z = -2.84$ ,  $P = .004$ ). The MSE-curves behave the other way round compared to the ones of the COP data: both curves (DT, BT) start ( $j = 1$ ) at a value around 1 and then go down converging to zero. One can see that SaEn $_j$  values are higher in BT on small timescales especially concerning  $COP(x)$



**Figure 4.4** Results of the fractal analysis. A: Mean square error (MSE) of Hurst exponent estimations ( $\hat{H}$ ) of simulated data (fBm signals) for different data length ( $L$ ) and methods (SWV = scaled window variance: ld = linear detrending, bd = bridge detrending, n = normal; DFA = detrended fluctuation analysis). B: Exemplary application of DFA to  $COP(y)$  data. C,D: Sample mean  $\pm$  standard error for  $\hat{H}$  of  $COP$  and  $COP_v$  time series for both directions ( $x$ ,  $y$ ) and conditions (DT, BT) as well as recording durations (30s, 60s, 300s). Significant differences are marked with stars (\*  $P < 0.05$ , \*\*  $P < 0.01$ ).

where afterwards an approach of lines is visible. For  $COP(y)$  a cross-over is significant where the relation changes, namely  $SaEnj(DT) > SaEnj(BT)$ . Significant differences are mainly obtained on scale 1 where after HB adjustment only the 300s-trial is left over ( $COP(x)$ :  $Z = -2.9$ ,  $P = .004$ ) and additional for scale 30 ( $COP(y)$ :  $Z = -2.64$ ,  $P = .008$ ). Similar statistical results are obtained for  $COP_v$  data with input parameters  $r = 0.15$ ,  $m = 2$ ,  $fs = 20$  Hz.

As expected for Gaussian noise the MSE-curves from the surrogate sequences all show an exponential decrease with SaEn1 values significant higher compared to the ones of the  $COP_v$  data (for  $> 90\%$  of subjects). The cumulative sum of the shuffled COP position data lead to significantly lower SaEn1 values for  $> 75\%$  of subjects.

#### 4.3.4 Fractal analysis

The theoretical analysis of the goodness of  $\hat{H}$  by means of fBm simulations shows that DFA provides the worst estimators (**Figure 4.4A**). One gets smaller  $MSE_{\hat{H}}$  in longer signals, which means better estimations. Here, ldSWV produces

**Table 4.2** Median (Inter quartile range) and statistics of the condition effect (DT = dual-task, BT = baseline-task) of scaling exponents evaluated with ldSWV for COP position and with DFA for COP velocity data.

Trial	ldSWV applied to $COP$ signals			DFA applied to $COP_v$ signals		
	DT	BT	Statistic	DT	BT	Statistic
30s, y	0.62 (.19)	0.49 (.15)	$T = 2.83, P = .013$	0.51 (.19)	0.47 (.17)	$T = 2.23, P = .042$
60s, y	0.51 (.12)	0.47 (.11)	$T = 4.09, P = .001$	0.48 (.09)	0.44 (.11)	$T = 3.53, P = .003$
60s, x	0.49 (.32)	0.43 (.21)	$Z = -2.35, P = .019$	0.43 (.34)	0.39 (.19)	$Z = -2.22, P = .027$
300s, y	0.41 (.1)	0.39 (.1)	$T = 2.67, P = .017$	0.39 (.11)	0.36 (.1)	$Z = -2.02, P = .043$

in all cases the lowest  $MSE_{\hat{H}}$  values, which was the reason to test only the results of ldSWV for significant differences between conditions.

With respect to the  $COP$  position data DFA gives back  $\alpha$ -values biased to 1 (**Figure 4.4C**) and results in some misclassification to fGn ( $\alpha < 1$ ): the SWV methods work and a cross-check of PSD scaling estimation lead to fBm processes ( $|\beta| > 1$ ). Comparing the three SWV methods one can see similar results for ldSWV and bdSWV (**Figure 4.4D**). Matching the results of the different recording durations it gets clear that longer recordings result in smaller  $\hat{H}$ . An additional analysis of the 300s-trial, where we compared scaling exponents estimated with and without the inclusion of longer timescales ( $>10s$ ), leads to a reduction of  $\hat{H}$  when the long timescale range is included. Significant higher exponents were obtained in the DT condition for several trials (**Table 4.2**). For  $COP_v$  data DFA outputs in all cases  $\alpha < 1$  corresponding to fGn processes with  $\hat{H} = \alpha$ . We get similar scaling properties as for the COP position data (ldSWV) together with similar statistical results (**Table 4.2**). As expected, the SWV methods lead to irrelevant results (biased towards  $H = 0$ ) when applied to  $COP_v$  time series.

As expected for Gaussian noise the DFA exponent  $\alpha$  of the shuffled surrogate sequences lies for all subjects and conditions around 0.5 with greater bias and variability in the 30s trial. The surrogate signals were seldom significant different from their  $COP_v$  counterparts concerning the short data sets (30s:  $< 45\%$ ; 60s:  $< 37\%$ ; 300s:  $> 90\%$  of all subjects). The cumulative sum of the shuffled COP position data lead to Hurst exponents computed with ldSWV of around 0.5 which is typical for uncorrelated processes. Here, the improvement of the estimation with data length is again visible. The surrogate signals were significant different for most subjects for the 300s-trials (30s:  $< 50\%$ ; 60s:  $< 32\%$ ; 300s:  $> 90\%$  of all subjects).

## 4.4 Discussion

The present study addressed the limitations of traditional posturography parameters. Although they have yielded knowledge of the net output of the postural control system, the understanding of process-related aspects is missing. Hence, a decrease in COP area can be a sign of a better integration of multisensory inputs but also a sign of an increased body stiffness associated with fear of falling (Lacour *et al.*, 2008). We picked up the challenge to gain adequate descriptors of postural control with the hypothesis that dual-tasking effects reflect structural changes of postural control mechanisms.

### 4.4.1 Traditional analysis

No dual-tasking effects were revealed by the traditional posturographic parameters in the time domain which fits to previous findings (e.g., VanderVelde *et al.*, 2005) but all in all join the existent set of mixed results (Fraizer & Mitra, 2008). Here, the judgment of balance performance on the basis of the common descriptors indicates that the selected dual-task do not impact postural stability in healthy young subjects. The higher frequency responds under DT condition is in line with former study outcomes (e.g., McNevin & Wulf, 2002) and suggests quicker changes of COP position. Thus, an internal focus - subjects focus on their body movements - results in slower movement adjustments. Wulf and Prinz summarized that a higher frequency responding seems to be an indication of an exploitation and integration of the available degrees of freedom and can be associated with unconstrained systems (Wulf & Prinz, 2001). The decrease of  $f_p$  with recording length, which agrees with the analysis of Vieira *et al.* (Vieira *et al.*, 2009), can be traced back to a better spectral power precision in the low-frequency range. We get a hint that in a standing task, which is dominated by slow posturographic changes, longer recordings better differentiate between conditions.

### 4.4.2 Wavelet transform

The wavelet transform (WT) delivered finer grained results achieving a more functional insight into the effects of dual-tasking. As the power is spread over a range of timescales one can conclude that in both standing conditions body sway

is controlled not only by a single sensory system. It can be observed that several timescales show dual-task effects. Thus, to adapt to the postural modifications the sensory systems interact which corresponds to the idea of sensory re-weighting (e.g., Oie *et al.*, 2001, Peterka, 2002). In both conditions most of the energy lies in moderate to long timescales ( $> 1s$ ) which indicates that closed-loop mechanisms contribute more to body sway control than open-loop mechanisms which are typically related to frequencies above 1 Hz (Collins & De Luca, 1993). The less energy in the very low frequencies in the DT condition suggests a reduced “exploratory behavior” here. Based on the fact that vision stabilizes sway at low frequencies one can conclude that in the DT condition the nervous system shifts weight from the visual receptors to the vestibular and somatosensory ones. This result was also postulated by Chagdes *et al.* who compared quiet standing with eyes open to eyes closed. So we found that the degree of visual feedback in postural control is not only reduced when the eyes are closed, but also when they are engaged elsewhere, which was here the observation of the images (Chagdes *et al.*, 2009). In addition, higher spectral power in the DT condition is also found in frequencies above 1 Hz suggesting that subjects rely more on open-loop control. Again, the advantage of longer recordings is visible, such as one achieves better spectral power precision in the low-frequency range. It appears that this causes the shift of  $t_{cp}$  which indicates that absolute values of specific timescales always depend on the duration of acquisition. Hence, the determination of concrete bounds (e.g., visual control up to 0.1 Hz) is not useful and the focus on only specific timescales can lead to misjudgments.

#### 4.4.3 Regularity analysis

The MSE analysis of the COP position time series shows that the larger timescales discriminate between conditions. Higher SaEn values in the DT condition indicate more irregular sway behavior. But they can be assumed to be different from random behavior as revealed by the surrogate analysis. Duarte and Sternad found higher SaEn values in the old compared to the young subjects accompanied with a smaller  $s_i$  ( $i = x, y$ ) in the old subjects (Duarte & Sternad, 2008). Hence, they suggested that a smaller entropy in the young adults can be traced back to the fact that for time series with higher  $s_i$  one gets a larger criterion distance so that two sequences are counted as similar more easily. Here we

found no significant differences between conditions concerning  $s_i$  but a negative correlations between SaEn1 values and  $s_i$ . This indicates that the task differences may be caused by the sensitivity of the MSE method to “outliers” which change  $s_i$  and with it the criterion distance. So results of the MSE analysis, applied to nonstationary data have to be interpreted cautiously. Although, one gets preliminary information about the relative structure of the time series and MSE analysis revealed differences which could not be found by the linear parameter  $s_i$ . In addition, Cavanaugh *et al.* remarks that ApEn shows high response stability and precision concerning inter-trial variability of a standing task (Cavanaugh *et al.*, 2007) and, as Davids *et al.* point out, has fewer limitations than many other measurements on the properties of the data (Davids *et al.*, 2006). Overall, a higher entropy on several timescales indicates a more complex sway behavior in the DT condition. This can be explained by the fact that in the quiet standing task subjects actively monitor their posture and are forced to avoid any motion. This leads to a “freeze” of position with less explorative behavior of the environment which means fewer postural changes (e.g., Duarte & Zatsiorsky, 1999). In contrast, postural movements seem to be conducted automatically by the subjects when their attention is withdrawn from postural control leading to a more irregular sway behavior related to efficiency (e.g., McNevin & Wulf, 2002, Donker *et al.*, 2007, Vuillerme & Nafati, 2007). In other words, an increase in the awareness of the postural task can have a detrimental effect.

To respond to the problem of nonstationarity we looked at the velocity time series as well. Applying the SaEn algorithm to the increment data is basically analyzing the high frequency components of COP displacements (Govindan *et al.*, 2007). Again, deterministic behavior can be assumed as the velocity time series differ from random processes. The higher SaEnj values in the BT condition for small timescales ( $< 1s$ ) indicate more irregularity which changes for the  $y$ -direction to more regularity at larger timescales. This indicates that stance is controlled differently in the two conditions and, as already revealed by the WT, a change of relation is denoted here. This underlines that in the time domain velocity related measures can better discriminate between control strategies which fits to previous findings like the results of Prieto *et al.* who showed that velocity variables are better able to detect age- or visual-related changes (Prieto *et al.*, 1996). Ramdani *et al.* found lower SaEn1 values in an eyes-closed com-



pared to an eyes-open standing task referring to a loss of complexity (Ramdani *et al.*, 2009). Not taking into account different timescales can lead to an incomplete conclusion. We show, that the analysis of different time domains is important to reveal the true nature of the task.

#### 4.4.4 Correlation structure

With respect to the correlation structure of COP displacements our results of the long data set (300s) confirm previous findings of an antipersistent process ( $\hat{H} < 0.5$ ) concerning timescales beyond 1s (e.g., Duarte & Zatsiorsky, 2001), the point in time which marks the change from open-loop to closed-loop control estimated by Collins and De Luca (Collins & De Luca, 1993). In contrast, the short data sets (30s, 60s) lead to the conclusion that the COP position time series are positive correlated ( $\hat{H} > 0.5$ ) or even uncorrelated ( $\hat{H} = 0.5$ ). We get similar results for the 300s-trial when we use the input parameters of the short recordings which means the exclusion of timescales  $> 10s$  from the regression analysis. On one hand, this can be interpreted as an allusion to more than one scaling region for the long-term range. On the other hand, it can be an artifact of the method as our work with simulated and surrogate signals shows that estimations are better in long signals. The overall problem is the goodness of the estimation of the scaling exponent in short frequency bands as only few window sizes are included in the regression analysis and it lacks an objective criterion for a change of scaling properties. Cannon *et al.* also propose that  $\hat{H}$  is more reliable in longer time series ( $> 2^9$ ) with the requirement that only one scaling exponent is estimated for the whole signal (Cannon *et al.*, 1997). One has to mind that the assessment of the recording duration depends on the relevant information content of the data. As most of the energy lies in the low frequency band ( $f_{99} \ll 5$  Hz) a recording of 30s consists of about  $\ll 150$  “relevant” data points. An artificial extension by the application of higher sampling frequencies does not add more information. The estimation of  $H$  with the DFA method shows misclassification to fGn processes leading to a false interpretation of scaling properties. As a result, we get a sample mean biased to 1 which is in accordance with other studies (Duarte & Sternad, 2008) but not with the results of our cross-check (IdSWV method, DFA applied to  $COP_v$ ). One has to question the results of the DFA method for the COP position data as we found that SWV works better on fBm

processes which was shown by Delignières *et al.* as well (Delignières *et al.*, 2006). Note that this result is only valid for the 1-order DFA and not for higher-order DFA which may better explain the data especially with respect to longer timescales (larger windows) (Hu *et al.*, 2001, Horvatic *et al.*, 2011). A further expansion of the method evaluation is important to identify those methods which provide the best estimates dependent on the data length as well as properties of COP data like nonstationarity, trends, etc. As an overall consequence, our analysis shows that a cross check of results by different methods is advisable and that appropriate recording durations are needed to estimate long-range correlations in a standing task. As a rule of thumb our results propose that SWV methods are good tools to estimate scaling exponents out of COP position data and 1-order DFA is applicable for COP velocity data.

Concerning the discussion of underlying postural control mechanisms one can interpret the Hurst exponent in terms of smoothness and correlations. As mentioned above, our results indicate an antipersistent nature of COP fluctuations in the timescale range  $> 1s$  for the BT and DT condition. Hence, forward sway is followed by backward sway and vice versa which indicates that posture is controlled by closed-loop mechanisms over long-term intervals (Collins & De Luca, 1993). Task dependent adjustments of postural control are reflected in the scaling exponents: higher values in the DT condition hint at smoother COP trajectories which means less erratic behavior. Smoother dynamics can be related to less abrupt changes. These results are in contrast to Donker *et al.* (Donker *et al.*, 2007), who found less smooth COP traces under dual-task by means of DFA. But with respect to our 1-order DFA analysis we get similar results: by trend lower  $\alpha$  values under dual-task. In this context, a greater degree of roughness in the COP trajectories was found in Parkinson patients (Morales & Kolaczyk, 2002) or elderly subjects (Duarte & Sternad, 2008) as well as in young adults (Ramdani *et al.*, 2011). In order to extract the right interpretations in terms of physiologic control mechanisms further analysis are needed.

#### 4.5 Conclusion

Overall, it could be shown that there is a difference between quiet standing in a typical laboratory context (single task) and standing while performing a memory task (dual-task). This difference came out more detailed by means of

nonlinear methods together with longer recording durations. It can be proposed that the wavelet transform is a powerful tool to reveal postural control mechanisms and that velocity related measures out of the time domain are good descriptors alongside position related measures. The investigation of different time scales has revealed the interdependence of the different postural control subsystems where the weighting and regularity of control processes are task-dependent. For the evaluation of posturographic data it is advisable to have trial duration of at least 60s as otherwise misinterpretations may occur due to poor estimations or even biased excerpts of the whole standing process. One problem is to obtain long time series in experiments especially in a clinical context. For a patient standing durations beyond 60s may be too long so that factors such as fatigue can dominate the data. In addition, one has to consider that differences of parameter values between short and long trial durations may not only due to the goodness of the estimation but also due to the intrinsic properties of the system under study. So, further research should address the time-dependent development of parameters. Given the higher discriminative power of the nonlinear analysis researchers are advised to evaluate nonlinear parameters alongside the traditional ones to improve the validity of posturography. A cross check of results is important i.e., not one method alone is sufficient but the complementary application of different tools can help to better understand and model sway dynamics.

## 5 ABOUT THE STRUCTURE OF POSTUROGRAPHY: SAMPLING DURATION, PARAMETRIZATION, FOCUS OF ATTENTION (PART I)

### Abstract

This study investigates the choice of posturographic parameter sets with respect to the influence of different sampling durations (30s, 60s, 300s). Center of pressure (COP) data are derived from 16 healthy subjects standing quietly on a force plate. They were advised to focus on the postural control process (i.e. internal focus of attention). 33 common linear and 10 nonlinear parameters are calculated and grouped into five classes. Component structure in each group is obtained via exploratory factor analysis. We demonstrate that COP evaluation—irrespective of sampling duration—necessitates a set of diverse parameters to explain more variance of the data. Furthermore, parameter sets are uniformly invariant towards sampling durations and display a consistent factor loading pattern. These findings pose a structure for COP parametrization. Hence, specific recommendations are preserved in order to avoid redundancy or misleading basis for inter-study comparisons. The choice of 11 parameters from the groups is recommended as a framework for future research in posturography.

Keywords: Center of Pressure; Sample Duration; Posturographic Parameters; Exploratory Factor Analysis; Nonlinear Methods; Internal Focus of Attention

Published as

Schubert P, Kirchner M, Schmidtbleicher D, Haas CT (2012) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part I). *J Biomed Sci Eng (JBise)* 5(9): 496-507.

Doi:10.4236/jbise.2012.59062

## Zusammenfassung

Diese Studie untersucht die Wahl der posturographischen Parametersets unter Berücksichtigung von unterschiedlichen Messzeiten (30s, 60s, 300s). Die Center-of-Pressure-Daten wurden von 16 gesunden Probanden während des ruhigen Stehens auf einer Kraftmessplatte erhoben. Sie wurden angewiesen, sich auf den posturalen Kontrollprozess zu fokussieren (i.e. interner Aufmerksamkeitsfokus). 33 herkömmliche lineare und 10 nichtlineare Parameter wurden berechnet und in fünf Klassen eingeteilt. Die Komponentenstruktur in jeder Gruppe wurde mittels exploratorischer Faktorenanalyse ermittelt. Wir demonstrieren, dass die CoP-Evaluation - unabhängig von der Messzeit - eines Sets von unterschiedlichen Parametern bedarf, um mehr Varianz der Daten zu erklären. Weiterhin sind diese Parametersets einheitlich invariant gegenüber der Messzeiten und zeigen ein konsistentes Faktorladungsmuster. Diese Ergebnisse stellen eine Struktur für die CoP-Parametrisierung dar. Daher werden spezifische Empfehlungen ausgegeben, um Redundanz oder irreführende Ausgangspunkte in Interstudienvergleichen zu vermeiden. Die Wahl von 11 Parametern wird als Rahmen für zukünftige Forschungstätigkeit im Bereich der Posturographie empfohlen.

Schlüsselwörter: Center-of-Pressure; Messzeit; Posturographische Parameter; Exploratorische Faktorenanalyse; Nichtlineare Methoden; Interner Aufmerksamkeitsfokus

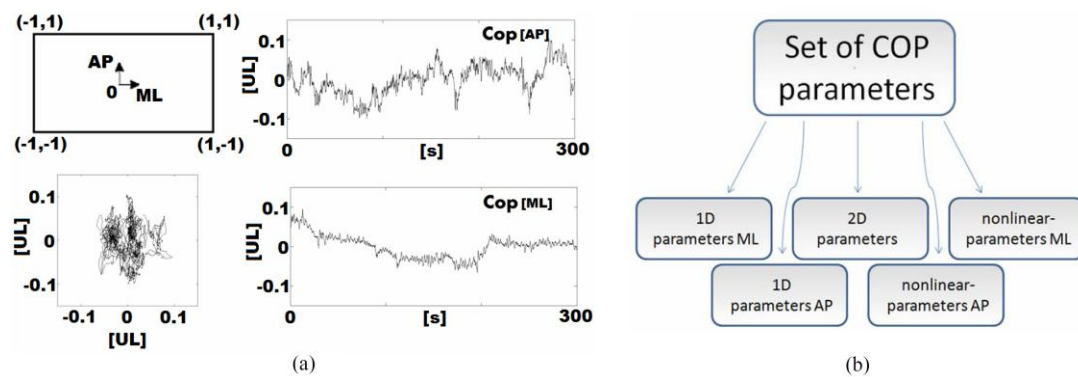
## 5.1 Introduction

Postural control is the ability to maintain the position of the body with respect to the environmental constraints especially gravitational effects. This feature is an omnipresent and essential part of everyday life activities principally during standing, sitting and even locomotion. The concise, comprehensive, valid and reliable assessment of postural control conduces to research evaluation, judgment and decision making in a clinical context. A simple method to derive pertinent experimental data is by measuring the centre of pressure (COP) on a force plate over time, which coincides with the vertical projection of the body's center of mass (Winter, 2009). Vertical standing posture requires the projection of the center of mass to be within an area that is proportional to the extent of the convex hull of the lateral borders of the feet, namely the base of support. When subjects are asked to stand as still as possible they never attain a stable equilibrium. Dealing with a multijoint segmented built-up and the resultant Bernsteinian problem of motor redundancy due to the amount of degrees of freedom, the organism is permanently exposed to an unstable condition which is observable in small motion of COP trajectories (Latash, 2008). These fluctuations are believed to be regulated by a complex sensorimotor system (Collins & De Luca, 1993, Deliagina *et al.*, 2006, Chagdes *et al.*, 2009). Hence, investigating sway by means of COP displacements would deliver insight into neurophysiological processes and hints relevance for practical and theoretical applications. However, little success has been achieved in using posturography for discriminating quiet stance specifics (Visser *et al.*, 2008). The reason could be the lack of adequate standardization: e.g. the sampling duration, the measurement parameters (van der Kooij *et al.*, 2011), focus of attention (compare part II) (Wulf *et al.*, 2004, Vuillerme & Nafati, 2007, Fraizer & Mitra, 2008). First, measurement durations in research typically range from several seconds (e.g., Laughton *et al.*, 2003, Le Clair & Riach, 1993) up to 30 minutes (Duarte *et al.*, 2000, Freitas *et al.*, 2005, Duarte & Sternad, 2008). With regard to clinical investigations sampling durations lower than 30s are typical. However, it has been reported that sampling duration strongly affects the magnitudes of COP parameters (Le Clair & Riach, 1993, Carpenter *et al.*, 2001). On the one hand, prolonged standing conditions provoke specific postural events that modify postural performance (Duarte & Zatsiorsky, 1999, Duarte *et al.*, 2011). On the other hand, COP mi-

gration is seen as a bounded nonstationary process and therefore short sampling durations (<60s) do neither account for transient events nor for low frequency dynamics (Carrol & Freedman, 1993, Riley *et al.*, 1999). Second, a great variety of posturographic parameters for COP description is available, which may as well assign a reason for contrary results in literature (Rocchi *et al.*, 2004). Concerning this matter Pavol poses the questions “which measures best characterize postural sway, which measures are best for detecting differences in postural sway and how do differences in these measures relate to the postural control system?” (Pavol, 2005, p.20). It is widely accepted that multiple measures are needed to characterize postural fluctuations (Rocchi *et al.*, 2004). Recently, recommendations for the usage of descriptive parameters have been published by using principal component analysis (Rocchi *et al.*, 2004, Kitabayashi *et al.*, 2003). However, one could conjecture the influence of sampling duration on the validity of descriptive posturographic parameter sets. The question whether different sampling times necessitate a different set of COP parameters is still left open. The present study investigates the influence of three different sampling durations (30s, 60s and 300s) on the postural performance of quiet standing in healthy subjects with respect to the most common linear- but also more sophisticated nonlinear-parameters of posturography (Kirchner *et al.*, 2012). For this purpose, and with respect to earlier studies (Rocchi *et al.*, 2004, Kitabayashi *et al.*, 2003) a factor analysis approach is conducted to expose the sensitivity of different parameter groups to different measurement times.

Besides these basic research aspects, measuring postural control is of major interest in applied sciences. In rehabilitation, this procedure serves as a forecast instrument for a great amount of patients (e.g. orthopedic, neurologic, traumatological, etc.) or elderly subjects. However, COP data is often analyzed by only one parameter and therefore, results deal with limited significance. As a set of parameters will lead to more reasonable outcomes the present study provides a transfer for practical applications.





**Figure 5.1**(a) Force plate and measurement directions. The COP position is expressed as a fraction of deviation from the mid-point of the force plate (values in units of length [UL]). Exemplary COP recording and resultant AP and ML time series; (b) Classification of COP parameters into five groups.

## 5.2 Methods

### 5.2.1 Experimental procedure

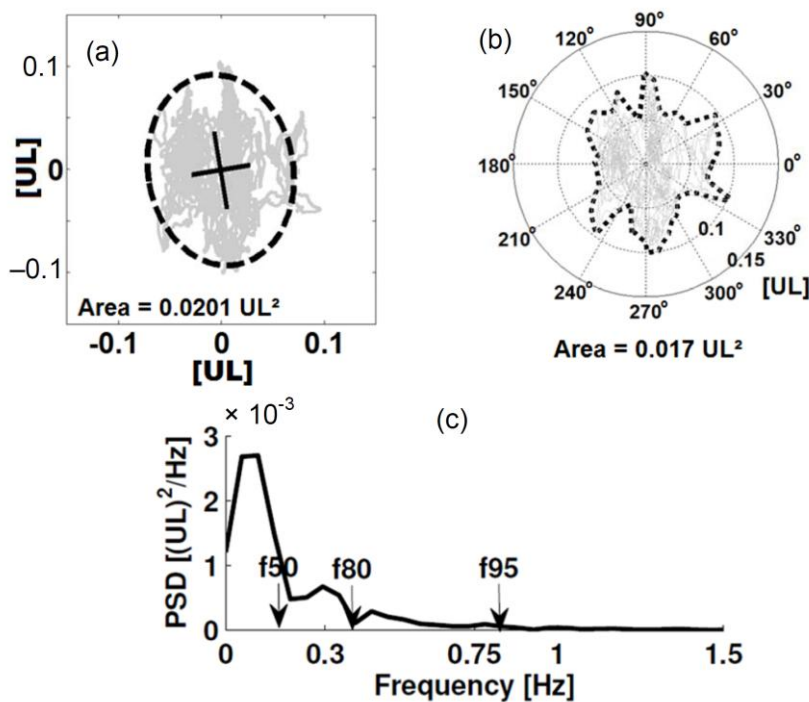
Sixteen healthy students (9 males and 7 females, age:  $26.1 \pm 6.7$  years; height:  $173.45 \pm 11.14$  cm; weight:  $72.36 \pm 13.04$  kg) without musculoskeletal or neurological dysfunctions participated voluntarily in this study (Kirchner *et al.*, 2012). The subjects were instructed to stand with both feet parallel and upright as quiet as possible in hip width stance with arms relaxed at both sides while staring at a point on the wall in front and concentrating on the postural control process, which induces an internal focus of attention (Vuillerme & Nafati, 2007). Three trials with different sampling durations (35s, 65s, 305s) were conducted. 30s is seen to be the typical clinical duration. At least 60s is seen to be appropriate for time domain parameters, whereas the description of other parameters need 300s of duration (van der Kooij *et al.*, 2011). The experimental condition is referred to the typical laboratory condition and in practice, for example, to discriminate between different populations (e.g., Bolbecker *et al.*, 2011). Due to the fact that distance between the eyes and the visual field affects postural performance it was left unchanged during the whole measurement (about 2m) (Prado *et al.*, 2007). Centre of pressure data (COP) were recorded by means of a  $0.3 \times 0.4 \text{m}^2$  force plate with a sampling rate of 1000Hz. Subsequently, COP data were used to reckon anterior-posterior and medial-lateral movements labeled AP [unit of length: UL] and ML [UL] (Figure 5.1). A 4th order low-pass Butterworth filter with a cut-off frequency of 10Hz was applied to eliminate measurement noise

(Winter, 2009, Ruhe *et al.*, 2010). Next, time series were downsampled to 100 Hz (for calculation of entropy values to 20Hz) and detrended by the mean of the time series. This procedure is appropriate for COP data as 95% of the informational content is within a range of the first Hertz (Kirchner *et al.*, Maurer & Peterka, 2005). Impact effects were eliminated by cutting the first 5 s from the time series. The person's task temporally exceeded the measured samples so that no end effects were detectable.

### 5.2.2 Parameter selection

Since, there exists no consent (if queried at all) which parameters should be chosen. For our purpose, we have selected the most common ones, which are typically used in the majority of medical research and practice. The different variables comprised traditional linear and nonlinear methods as proposed by diverse authors (Prieto *et al.*, 1996, Raymakers *et al.*, 2005, Maurer & Peterka, 2005, Duarte & Freitas, 2010, Kirchner *et al.*, 2012). Duarte & Freitas subdivide the parameterization methods roughly into two groups: First, the traditional parameters which refer to estimations of the overall size of COP excursions, second, structural posturographic and more sophisticated parameters which describe temporal pattern of the time series in a nonlinear manner (Duarte & Freitas, 2010). The former ones are used as indicators of postural stability outlining COP displacements as random fluctuations. According to this theory, larger COP deflections are associated with less stable balance and in a next step with aging and disease. Consequently, the assumed random properties are treated as unwanted noise and averaged out. Temporal structures of the displacements are disregarded. In contrast, nonlinear methods determine the time-dependent structure of the time series. Against this background, both analysis techniques create complementary information (Harbourne & Stergiou, 2009, Stergiou & Decker, 2011).

Earlier studies recommend different procedures to attain a set of reliable parameters to evaluate the behavior of postural fluctuations. For instance, Kitibayashi *et al.* examined a large cohort of 220 subjects and found via factor analysis 4 factors that explained about two third of the total variance (Kitibayashi *et al.*, 2003). The factor structure is grouped into a unit time sway factor, mainly explained by velocity parameters, an AP sway factor, a ML sway



**Figure 5.2** Exemplary area calculation via 95%- prediction ellipse; (b) Area calculation via the Leibnitz method; (c) Power spectral density of AP direction and parameters (with allowance of Kirchner *et al.*, 2012, modified).

factor and a frequency band power factor (Demura *et al.*, 2006). The authors suggest that parameters of these factors may synthetically characterize COP deflections. However, in their study nonlinear tools for COP evaluation were disregarded. Rocchi *et al.* calculated an amount of 37 stabilometric parameters (Rocchi *et al.*, 2004). Principal component analysis applied to 2-dimensional and 1-dimensional data separated in each case, identified 4 components on the one hand and 6 components on the other hand. In both categories the overall parameter loadings were similar, which corroborates the interdependent structure: size of the oscillation, spectral information and the relative weight of AP to ML components. This is in agreement to the findings of Prieto *et al.* (Prieto *et al.*, 1996), and roughly to those of Kitabayashi *et al.* (Kitabayashi *et al.*, 2003).

### 5.2.3 Traditional Parameters

Traditional parameters consist of values obtained in the time domain and frequency domain, which are also known as linear parameters (Prieto *et al.*, 1996). Time domain descriptors are interrelated to either displacement of the COP or the velocity of the COP trace. Parameters of the frequency domain are associated with values calculated of the power spectral density (PSD) of the COP trace

separated into an anterior-posterior (AP) and medio-lateral (ML) direction. A further classification which was achieved here alludes to the dimensionality of the calculated parameters. Time domain parameters can be subdivided into 1-dimensional (1D: AP and ML) or 2-dimensional (2D: COP trace) values whereas frequency parameters can only be calculated of 1-dimensional sequences.

Altogether, we calculated 33 traditional measures for the time domain and frequency domain time series via MATLAB<sup>®</sup> version 2008b routines in each experimental situation. In the time domain 5 parameters were included for 1D, each applied to AP and ML direction, and 13 parameters for 2D time series resulting in a sum of 23 values. In the frequency domain 5 parameters were computed respectively for AP and ML direction which compassed 10 different values. **Table 5.1** summarizes these parameters.

We present a brief overview of those parameters for which the underlying algorithms are not immediately comprehensible. Otherwise, we state descriptive literature. A common procedure for COP evaluation is achieved by investigating the area covering the COP trace. Here, we used three different estimation approaches: 95% prediction ellipse, 95% prediction circumference and a convex hull method. A MATLAB<sup>®</sup> algorithm for the ellipse area is described e.g. in the paper of Duarte & Freitas (Duarte & Freitas, 2010), where the coefficient of 2.4478 is the approximate value of the Chi-square distribution with 2 degrees of freedom (**Figure 5.2**). We are aware that the interpretation of the prediction ellipse is misleading; hence we refer to (Prieto *et al.*, 1996, Rocchi *et al.*, 2005, Duarte & Freitas, 2010). Circumference area was computed of the mean distance from the centre of the COP trajectory multiplied with the coefficient of 1.96 which represents the appropriate confidence region in the standard normal distribution. Both algorithms were useful to determine the estimated area of the COP deflections per second (see also Rocchi *et al.*, 2004). The third method refers to the sector formula of Leibniz. For this purpose we divided the COP plot in equal angles from the centre ranging from 0° to 360° and found the maximal distance from the centre in each interval (**Figure 5.2**). A measure used to quantify the twisting and turning of the COP trajectory is the “turn” index which is the sway-path length of the normalized posturogram (Donker *et al.*, 2007). We also calculated the mean deviance from the AP baseline expressed in a value be-

**Table 5.1** Selected traditional parameters and classification.

Nomenclature	Abbreviation	Domain	Dimensionality	Mathematical description and Matlab® code
Mean COP distance	R	Time	2D	<code>mean(sqrt(COPap.^2 + COPml.^2));</code>
Standard deviation of COP distance	std r	Time	2D	<code>std(sqrt(COPap.^2 + COPml.^2));</code>
COP length	Length	Time	2D	<code>sum(sqrt(diff(COPap).^2 + diff(COPml).^2));</code>
Turns index	Turns	Time	2D	<code>sum(sqrt(diff(COPap/std(COPap)).^2 + diff(COPml/std(COPml)).^2));</code>
Mean angle deviance from AP	Beta	Time	2D	<code>beta = 90-abs(atan(diff(COPap)/diff(COPml)));</code> <code>mean(beta);</code>
Standard deviation of angle deviance from AP	std Beta	Time	2D	<code>std(beta);</code>
hull of COP	Ah	Time	2D	<code>A=sum(0.5*maxr(a)*maxr(a+1)*sind(maxd(a+1)-maxd(a)));</code> <code>sum(A);</code> %maxr is the maximum distance in the interval; maxd the corresponding angle
95% prediction ellipse area	Ae	Time	2D	<code>[vec,val] = eig(cov(COPap,COPml));</code> <code>pi*prod(2.4478*sqrt(svd(val)));</code>
mean 95% prediction ellipse area per second	Ae sec	Time	2D	mean of ellipse (algorithm computed each second)
Standard deviation of 95% prediction ellipse area per second	std Ae sec	Time	2D	standard deviation of ellipse (algorithm computed each second)
95% prediction circumference area	Ac	Time	2D	<code>pi*(mean(r)+1.96*std(r))^2;</code>
Mean 95% prediction circumference area per second	Ac sec	Time	2D	mean of circumference (algorithm computed each second)
Standard deviation of 95% prediction circumference area per second	std Ac sec	Time	2D	standard deviation of circumference (algorithm computed each second)
Path	pathAP; pathML	Time	1D (AP & ML)	<code>sum(abs(COPap)); sum(abs(COPml));</code>
Mean path velocity	velAP; velML	Time	1D (AP & ML)	<code>sum(abs(diff(COP)))*fs/length(COPap);</code> %fs is sample rate
Range	rangeAP; rangeML	Time	1D (AP & ML)	<code>range(COP);</code>
Standard deviation	stdAP; stdML	Time	1D (AP & ML)	<code>std(COP);</code>
Root mean square	rmsAP; rmsML	Time	1D (AP & ML)	<code>sqrt(sum(COP.^2)/length(COP));</code>
Mean frequency	fmeanAP; fmeanML	Frequency	1D (AP & ML)	<code>window = hamming(z);</code> <code>[Py1,Fy1] = pwelch(s&gt;window,[],nfft,fs);</code> %z is window size, nfft is FFT points, fs is sample frequency % subsequently computing the integral with the trapezoidal rule, and defining mean frequency
Median frequency	f50AP; f50ML	Frequency	1D (AP & ML)	Same algorithm as before, defining the frequency below which 50% of the total power is found
Frequency band that contains up to 80% of the PSD	f80AP; f80ML	Frequency	1D (AP & ML)	Same algorithm as before, defining the frequency below which 80% of the total power is found
Frequency band that contains up to 95% of the PSD	f95AP; f95ML	Frequency	1D (AP & ML)	Same algorithm as before, defining the frequency below which 95% of the total power is found
Frequency band that contains up to 99% of the PSD	f99AP; f99ML	Frequency	1D (AP & ML)	Same algorithm as before, defining the frequency below which 99% of the total power is found

tween  $0^\circ$  and  $180^\circ$ . The COP velocity in the 2D space is perfectly correlated with the length of the COP trajectory wherefore this parameter was excluded. Measures in the frequency domain were entirely conducted via PSD (Duarte & Freitas, 2010) and at this juncture by means of the Welch method, which demonstrates an adequate estimation technique (Kirchner *et al.*, 2012). For instance, the median frequency (f50) in this context may be paraphrased as the frequency band that contains up to 50% of the power spectrum. Therefore we computed equivalent values for 80% (f80), 95% (f95) and 99% (f99). An insight into most of these frequency parameters is presented in Kirchner *et al.* (Kirchner *et al.*, 2012).

#### 5.2.4 Nonlinear Parameters

Nonlinear parameters differ strongly from the traditional ones described before. The underlying algorithms are more sophisticated and depend on further input parameters that has to be chosen carefully by the experimenter. Small variations in those initial values may lead to different results and entrap to error-prone interpretations. Nonetheless, nonlinear tools are believed to be more sensitive and suitable to physiological data (Stergiou & Decker, 2011) and represent complementary information content to traditional methods (Stergiou *et al.*, 2006, Cavanaugh *et al.*, 2007, Harbourne & Stergiou, 2009). An inspection of literature reveals that this field is continuously rising. On account of the great variety of different nonlinear methods, we abstracted procedures which were chosen in a previously published work to evaluate COP sway data (Kirchner *et al.*, 2012).

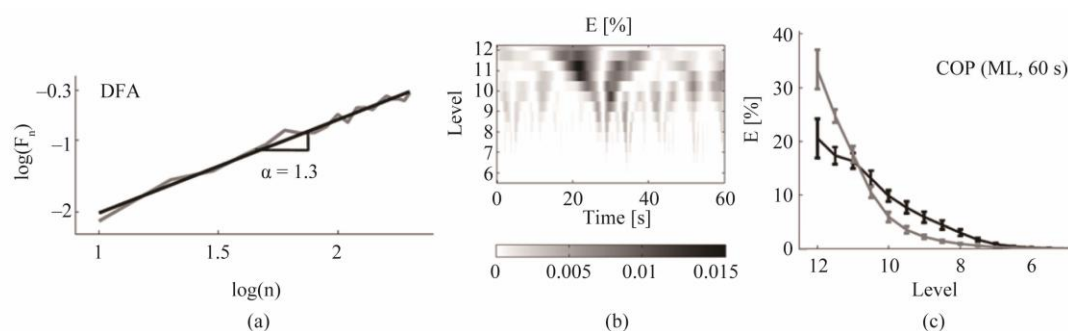
We applied four different nonlinear tools to 1D AP and 1D ML data, respectively. For our purpose we calculated the sample entropy (SaEn, Richman & Moorman, 2000) of the AP and ML position data and of its velocity time series (increment time series) which gives 4 regularity values and another 2 complexity indices from the multiscale entropy (MSE, Costa *et al.*, 2002). Furthermore we deduced one Hurst exponent (Collins & De Luca, 1993) in AP and ML direction respectively. We combined these measures with a frequency analysis achieved by the Wavelet transform (WT) and computed a total of 2 values for different frequency bands (Figure 5.3). Overall, we obtained 10 nonlinear



measures. A previous work gives a comprehensive overview of the applied nonlinear tools and computations used here (Kirchner *et al.*, 2012). Nonlinear procedures were chosen carefully to obtain best outputs. **Table 5.2** shows the obtained nonlinear parameters.

### 5.2.5 General procedure and exploratory factor analysis

We applied an exploratory factor analysis (EFA) by using SPSS© 17.0 to the preselected linear (traditional) and nonlinear parameters, respectively, as far as both views disclose complementary information. To ensure comparability the parameter values were transformed into z-scores. To maintain accurate calculation we conducted the following procedure: a) Correlation matrix. In this step we proved the suitability of the COP parameters for further analysis. First, we computed Bartlett's test of sphericity to reject the null hypothesis that the correlation matrix is equal to an identity matrix. Next, the Kaiser-Meyer-Olkin criterion (KMO) and the anti-image-correlation matrix (AIC) were inspected to test whether partial correlations among variables were small. Variables which showed only a few correlations to other ones had to be excluded. We compared the factor loadings of the remaining parameters to the respective components



**Figure 5.3**(a) DFA analysis and Hurst exponent; (b) Scalogram of a 12-level Wavelet transform of AP (60 s); (c) Sample mean of energy percentage of the Wavelet transform (with allowance of Kirchner *et al.*, 2012).

**Table 5.2** Selected nonlinear parameters.

Nomenclature	Abbreviation	Dimensionality	Reference
Complexity index	MseAP; MseML	1D (AP & ML)	Costa <i>et al.</i> , 2002
Sample Entropy (applied to path and velocity)	SaEnAP; SaEnML; SaEnvelAP; SaEnvelML	1D (AP & ML)	Richman <i>et al.</i> , 2000
Hurst exponent via detrended fluctuation analysis	hAP; hML	1D (AP & ML)	Collins and De Luca, 1993
Cumulated frequencies via Wavelet transform	cumWTAP; cumWTML	1D (AP & ML)	e.g. Blatter, 2003, Kirchner <i>et al.</i> , 2012



before and after this exclusion to ensure whether this method anyhow leads to uniform results. The KMO value and the diagonal entries of the AIC (measures of sampling adequacy) should be greater than 0.5 (Kaiser, 1974). b) Extraction. Here, we estimated the factor loadings through an extraction of the factors by means of a PCA. The number of factors was calculated by the Kaiser-Dickmann criterion, meaning, dropping principal components whose eigenvalues are less than one (Kaiser, 1960). Furthermore communalities can be computed, which can be seen as a common variance of the item due to the different factor solutions. c) Rotation method. The factor rotation was achieved by the VARIMAX algorithm to gain maximal variance between factors and therefore to facilitate interpretation.

An apparent emerging problem of the present study is the small sample-size of 16 subjects, which complicates an application and interpretation of factor analysis. The recommendations of methodologists for an adequate sample-size differ and exhibit large ranges. As discussed earlier (MacCallum *et al.*, 1999), sample size has relatively little impact on EFA solutions even with very small cohorts, when communalities of the variables are uniformly high. As reported by Costello & Osbourne (Costello & Osbourne, 2005) item communalities are considered high, if their values are all over 0.8. However, the authors proclaim a caveat to this general assertion that those values are very unlikely to occur in real life data and that more common magnitudes are found in social sciences in a range between 0.4 and 0.7.

Furthermore, using more variables as subjects (subjects-to-variables ratio less than one) is a second prevailing problem for EFA here, leading to a correlation matrix which is not positive definite. On account of this problem we subdivided the parameters into five classes, which are described formerly in the traditional and nonlinear parameters sections and has been similarly explained by others (Kitibayashi *et al.*, 2003). The traditional parameters are classified into three blocks: 1D time domain and frequency domain parameters (AP), 1D time domain and frequency domain parameters (ML) and 2D parameters comprising 10, 10 and 13 values, respectively. The nonlinear measures form another two blocks in AP and ML direction containing 5 values each. In a first analysis we assembled linear and nonlinear parameters in one AP- and in one ML-group, which unfortunately did not give adequate results regarding sampling adequacy, so that we had to separate linear and nonlinear variables. Within each of the five

**Table 5.3** Factor loadings for 1-D parameters ML (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec		60 sec		300 sec	
	1 (49.21%)	2 (41.57%)	1 (48.16%)	2 (41.66%)	1 (44.23%)	2 (43.71%)
PathML	-0.307	<b>0.940</b>	-0.415	<b>0.895</b>	-0.216	<b>0.967</b>
VelML	0.392	<b>0.652</b>	<b>0.523</b>	<b>0.702</b>	<b>0.742</b>	0.321
RangeML	-0.288	<b>0.953</b>	-0.250	<b>0.957</b>	0.010	<b>0.983</b>
StdML	-0.295	<b>0.940</b>	-0.395	<b>0.905</b>	-0.173	<b>0.977</b>
RmsML	-0.295	<b>0.940</b>	-0.391	<b>0.907</b>	-0.173	<b>0.977</b>
FmeanML	<b>0.970</b>	-0.190	<b>0.950</b>	-0.255	<b>0.934</b>	-0.336
f50ML	<b>0.919</b>	-0.145	<b>0.810</b>	-0.155	<b>0.800</b>	0.065
f80ML	<b>0.945</b>	-0.199	<b>0.933</b>	-0.240	<b>0.887</b>	-0.237
f95ML	<b>0.947</b>	-0.199	<b>0.931</b>	-0.236	<b>0.867</b>	-0.362
f99ML	<b>0.916</b>	-0.193	<b>0.839</b>	-0.331	<b>0.846</b>	-0.393

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

**Table 5.4** Factor loadings for 1-D parameters AP (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec		60 sec		300 sec		
	1 (48.04%)	2 (38.84%)	1 (40.19%)	2 (39.92%)	3 (11.19%)	1 (44.44%)	2 (43.3%)
PathAP	<b>0.950</b>	-0.196	0.034	<b>0.982</b>	-0.039	-0.286	<b>0.948</b>
VelAP	0.279	<b>0.894</b>	-0.019	-0.097	<b>0.932</b>	<b>0.792</b>	0.124
RangeAP	<b>0.950</b>	0.096	0.162	<b>0.939</b>	-0.005	-0.165	<b>0.943</b>
StdAP	<b>0.968</b>	-0.122	0.013	<b>0.995</b>	-0.056	-0.279	<b>0.955</b>
RmsAP	<b>0.972</b>	-0.118	0.015	<b>0.995</b>	-0.051	-0.279	<b>0.955</b>
FmeanAP	<b>-0.682</b>	<b>0.697</b>	<b>0.992</b>	0.007	-0.102	<b>0.906</b>	-0.417
f50AP	x	x	<b>0.731</b>	0.023	-0.396	<b>0.742</b>	-0.278
f80AP	<b>-0.700</b>	<b>0.547</b>	<b>0.938</b>	-0.183	-0.095	<b>0.818</b>	-0.415
f95AP	<b>-0.643</b>	<b>0.716</b>	<b>0.942</b>	0.182	0.171	<b>0.813</b>	-0.411
f99AP	-0.208	<b>0.757</b>	<b>0.840</b>	0.298	0.195	<b>0.923</b>	-0.329

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

parameter blocks an exploratory factor analysis was calculated (**Figure 5.1**). This was conducted consistently throughout the different measurement times (30s, 60s, 300s), so that a total of 15 EFAs were computed. Rocchi *et al.* applied a similar procedure for 1D and 2D parameters (Rocchi *et al.*, 2004). In this article the authors assume that the different groups share most of the information. Here we adopted this keynote by dividing the parameters first into five classes.

## 5.3 Results

### 5.3.1 Sampling adequacy

Due to KMO and AIC values we excluded in 4 cases of 15 EFA's particular parameters to improve the sampling adequacy of the parameter sets. Those were f50AP (30s, BT, 1D-AP block), Ae and std Ae sec (60s, BT, 2D block), and SaEnvelAP (300s, BT, nonlinear AP-block). The exclusion process showed no influence on the remaining parameter loadings. After this procedure the sampling adequacy values matched the requirements (mean KMO = 0.73, KMO min = 0.68, KMO max = 0.84). Item communality values were consistently over 0.85 which match the specifications of MacCallum *et al.* and Costello & Osbourne (MacCallum *et al.*, 1999, Costello & Osbourne, 2005). This can be generally explained by high correlations between the stabilometric parameters. As a result, the proband cohort which is smaller than traditionally recommended is likely sufficient for adequate application of EFA (MacCallum *et al.*, 1999). Bartlett's test of sphericity always rejects the null hypothesis that the correlation matrix is equal to an identity matrix [ $p < 0.001$ ].

### 5.3.2 Traditional parameters 1D ML

EFA's from this group (Table 5.3) show a consistent pattern. All factor loadings regardless of sample duration (30s, 60s, 300s) exhibit two principal components with approximately equal loadings in variance (approximately 40% in the first to 40% in the second component). In a sum the EFA's explain at about 80-90% of variance on average. The principal components are easy to interpret. The first component refers to parameters from the time domain (pathML, velML, rangeML, stdML and RMSML) and the second component is associated to parameters from the frequency domain (fmeanML, f50ML, f80ML, f95ML and f99ML). Another peculiarity alludes to the individual item loadings in the components. The highest loadings in the frequency parameters have fmeanML, f80ML and f95ML. In the time domain all parameters have similar loadings consistently over 0.9 except of velML. The latter parameter sometimes loads with higher values to the frequency component.

### 5.3.3 Traditional parameters 1D AP

In anterior posterior direction (**Table 5.4**) a similar output as in ML direction is interpretable. Two components were extracted at which a distribution of time domain and frequency domain variables is detectable akin to those of the ML direction. An exception is the 60s trial, in which VelAP creates a third component with 11% of explained variance. The remaining variances are explained by both components equally (approximately 40% in the first component to 40% in the second component) with a total sum of 80-90%. Inside the 30s sample some frequency parameters (fmeanAP, f80AP and f95AP) are also loading negatively to the component which is loaded by the time domain parameters. In the 30s and 300s trial VelAP is loading to the frequency component.

### 5.3.4 Traditional parameters 2D

Parameters describing the 2D-COP trace (**Table 5.5**) are partitioned into three components normally. Interestingly, there are some general schemes identifiable which are constant over the sampling durations. In general, the first component often comprises five parameters (r, std r, Ah, Ae and Ac, Ac sec and std Ac sec)

**Table 5.5** Factor loadings for 2-D parameters (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec			60 sec			300 sec		
	1 (53.13%)	2 (22.14%)	3 (15.23%)	1 (41.32%)	2 (32.5%)	3 (14.05%)	1 (59.19%)	2 (18.48%)	3 (16.06%)
R	<b>0.969</b>	0.080	-0.009	<b>0.902</b>	0.371	-0.040	<b>0.967</b>	-0.116	0.024
std r	<b>0.953</b>	0.144	0.084	<b>0.960</b>	-0.002	-0.015	<b>0.935</b>	-0.040	0.082
Ah	<b>0.903</b>	0.372	0.130	0.396	<b>0.786</b>	0.194	<b>0.961</b>	0.111	0.080
Length	0.179	<b>0.928</b>	0.125	-0.034	0.080	<b>0.931</b>	0.064	<b>0.950</b>	-0.176
Turns	-0.360	<b>0.558</b>	0.183	<b>-0.597</b>	-0.348	<b>0.575</b>	-0.427	<b>0.842</b>	0.037
Beta	0.163	0.147	<b>0.939</b>	0.003	<b>0.904</b>	-0.077	0.057	-0.005	<b>0.990</b>
std Beta	0.081	0.047	<b>0.974</b>	-0.003	<b>0.925</b>	-0.271	0.113	-0.042	<b>0.987</b>
Ae	<b>0.950</b>	0.215	0.153	x	x	x	<b>0.922</b>	-0.034	0.005
Ae sec	0.461	<b>0.845</b>	0.139	x	x	x	<b>0.646</b>	<b>0.709</b>	0.201
std Ae sec	0.355	<b>0.849</b>	-0.108	0.102	<b>0.725</b>	0.387	<b>0.805</b>	<b>0.508</b>	0.169
Ac	<b>0.962</b>	0.101	0.088	<b>0.981</b>	0.102	-0.026	<b>0.982</b>	-0.017	0.084
Ac sec	<b>0.983</b>	0.123	0.078	<b>0.949</b>	0.280	0.004	<b>0.993</b>	0.005	0.047
std Ac sec	<b>0.957</b>	0.103	0.091	<b>0.970</b>	0.024	0.037	<b>0.947</b>	-0.021	0.099

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

with some inconsistencies in the 60s trial (40 to 60% of total variance). This component obviously refers to the global area covering the COP trace. Naturally, the two distance parameters  $R$  and  $\text{std } r$  from normalized COP centre is mathematically strongly related to the area values. A separate component is built by  $\text{Beta}$  and  $\text{Std Beta}$  (15 to 30% of total variance), which can be interpreted as a global alignment of COP excursion. The third component comprises of  $\text{Length}$ ,  $\text{Turns}$  and in some cases of  $\text{Ae sec}$  and  $\text{std Ae sec}$  (14 to 22% of total variance). It may be discerned as 2-dimensional COP path-length characteristics. Moreover, there are specific variable groupings. Remarkably,  $\text{Ae sec}$  and  $\text{std Ae sec}$  is not related to  $\text{Ac sec}$  and  $\text{std Ac sec}$ . In 30s and 300s, mean  $\text{Ae sec}$  and  $\text{Std Ae sec}$  both load to a different component as  $\text{Ae}$  itself, whereas the circular counterparts  $\text{Ac}$ ,  $\text{Ac sec}$  and  $\text{std Ac sec}$  are grouped together.

### 5.3.5 Nonlinear parameters ML

In this variable set two components were extracted (**Table 5.6**). One component contains the entropy values  $\text{SaEnML}$  and  $\text{SaEnvelML}$ , as well as  $\text{hML}$  (30 to 45% of total variance). The component may be interpreted as a group of values indexing the irregularity of the underlying time series. The second component is generated by the multiscale entropy value and  $\text{cumWTML}$ . These values account for different time scales (different time scales in the entropy algorithm, and different frequency bands via wavelet transform). Hence, this component can be seen as a global nonlinear interpreter of the underlying time series in medial lateral direction. Despite this interpretation of the components slight differences in individual loadings are preexisting. Referring to this  $\text{hML}$  in the 30s set-up is loading to both components, and the same fact is given by  $\text{SaEnML}$  in 60s and 300s.

### 5.3.6 Nonlinear parameters AP

In this nonlinear group (**Table 5.7**) two components are extracted. The factor loadings here are insofar comparable to ML as  $\text{MseAP}$  is related to  $\text{cumWTAP}$ .  $\text{SaEnAP}$  is attached to this component (40 to 60% of total variance). The second component is roughly based on the entropy value  $\text{SaEnvelAP}$  and the Hurst

**Table 5.6** Factor loadings for nonlinear parameters ML (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec		60 sec		300 sec	
	1 (45.28%)	2 (30.51%)	1 (44.62%)	2 (33.67%)	1 (44.19%)	2 (40.11%)
MseML	-0.394	<b>0.648</b>	<b>0.860</b>	0.388	<b>0.906</b>	0.048
SaEnML	<b>0.905</b>	-0.010	<b>0.796</b>	<b>0.567</b>	<b>0.792</b>	<b>0.504</b>
SaEnvelML	<b>0.860</b>	0.055	0.070	<b>0.567</b>	0.003	<b>0.708</b>
hML	<b>-0.679</b>	<b>0.508</b>	-0.108	<b>-0.925</b>	-0.094	<b>-0.890</b>
cumWTML	-0.297	<b>-0.919</b>	<b>-0.917</b>	0.183	<b>-0.868</b>	0.084

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

**Table 5.7** Factor loadings for nonlinear parameters AP (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec		60 sec		300 sec	
	1 (58.23%)	2 (24.96%)	1 (53.99%)	2 (22.23%)	1 (38.67%)	2 (35.59%)
MseAP	<b>0.960</b>	0.000	<b>0.940</b>	0.111	<b>0.889</b>	0.267
SaEnAP	<b>0.963</b>	0.040	<b>0.918</b>	0.235	<b>0.537</b>	<b>0.805</b>
SaEnvelAP	0.408	<b>0.758</b>	0.102	<b>0.969</b>	x	x
hAP	-0.321	<b>0.819</b>	-0.449	-0.321	0.204	<b>-0.901</b>
cumWTAP	<b>-0.891</b>	0.027	<b>-0.873</b>	-0.054	<b>-0.892</b>	0.071

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

coefficient hAP. However, AP case does not reveal an equal structure compared to the ML parameter set. The interpretation of the two components seems to be different. We will account for the 300s trial to have better discriminative power in factor configuration (van der Kooij *et al.*, 2011, Kirchner *et al.*, 2012). Therefore, the components are based on the same variables as in the ML set (MseAP and cumWTAP in the first component, the entropy values in the second one).

## 5.4 Discussion

### 5.4.1 Effect of sampling duration on COP parametrization

Standing as still as possible on a plane and stable surface is a prime indicator for postural control and approves investigation of sway dynamics in research and in a clinical context. However, lack of standardization in static posturography experiments complicates the comparison of results between different studies. As a consequence this has led to contradictory outcomes which hamper easy utility in clinical practice (Visser *et al.*, 2008, Duarte & Freitas, 2010). Longer sampling durations contain different type of information

compared to shorter ones and therefore, this could emerge as a critical factor for obtaining reliable COP data (Ruhe *et al.*, 2010). This is partly underlined by the present study as sampling duration effects concerning particular parameters (VelML, VelAP, Asec, std Ae sec, SaEnML, hML, and SaEnAP) are revealed. VelML and VelAP display relations to frequency parameters when the sampling duration is 300s, which may be an effect due to better resolution in the low frequency range. Ae sec and std Ae sec seem to come along with area values as well as path-length parameters in longer durations. The underlying computation every second implies that the major axis of the ellipse points to the COP displacement direction which carries more weight within longer durations. SaEnML and hML are loading consistently in 60 and 300s and SaEnAP changes its affinity to one component with 300s. One can speculate if longer durations serve as better estimates for these values. With respect to traditional parameters, longer sampling durations apparently enables higher reliability values within the COP data set (Ruhe *et al.*, 2010, van der Kooij *et al.*, 2011). In a recent paper Kirchner *et al.* have shown that longer recording times ( $\geq 60$ s) seems to have more discriminative power for nonlinear measures than shorter ones (Kirchner *et al.*, 2012). Regarding frequency components of time series longer sample durations come along with a decomposition of lower frequency contents in the data. Since COP excursions compose of 95% of the frequency power beneath 1Hz, longer durations account for better resolution (Maurer & Peterka, 2005, Kirchner *et al.*, 2012). The longer the sampling durations the less transient events have an impact on time series and the more extreme values could be detected as an appendix of the physiological process. A second prevailing problem in standardization in COP studies refers to the choice of posturographic parameters. It is well-established, that a set of parameters is needed to declare most of the variance in COP data (Prieto *et al.*, 1996, Kitabayashi *et al.*, 2003, Rocchi *et al.*, 2004, Demura *et al.*, 2006). However, an influence of recording times on the choice of parameters within parametrization sets is left unknown. The present study aims the question whether sampling duration affects the choice of posturographic parameters, and hence delivers a straightforward framework for COP standardization. Considering the pattern of the five parameter groups inside the different measurement times (30s, 60s, 300s) a minor effect on parameter setting has been revealed. Despite the aforementioned dependencies on sampling durations for some parameters, all



in all, factor loadings show consistent pattern throughout all groupings. Hence, a similar set of parameters may be used in spite of different sampling durations. We would like to point out that this result does not favor short sampling durations, but that even within shorter recording durations, explanation of COP data could be achieved through an equal set of parameters as it is proposed in longer measurement times. Short sampling durations may be useful for subjects who are unable to stand longer than 30s. In this case more repetitions in quiet standing task are required to gain appropriate reliability of results (Ruhe *et al.*, 2010). Furthermore, a set of nonlinear parameters has been included into a comprehensive analysis involving entropy values, DFA and wavelet transform.

#### 5.4.2 Classification of parameters

A prime aspect of standardization involves the usage of a comprehensive set of descriptive posturographic parameters (Visser *et al.*, 2008). There exists a great variety of COP descriptors and diverse recommendations on the usage of these parameters have been published. Rocchi *et al.* decomposed the COP data in a 1-dimensional and a 2-dimensional group of variables and derived four and six parameters respectively via principal component analysis (Rocchi *et al.*, 2004). Designed according to this, the parameters are subdivided into five groups which presumably share most of the information: 1-dimensional AP and ML, 2-dimensional, and nonlinear AP and ML. A feature of the present study is a separate variable block containing exclusively nonlinear values (sample entropy measures, complexity index and a value derived from the wavelet transform), for which calculation is more sophisticated. Compared to traditional variables, these measures are believed to be more sensitive to diverse aspects of signal processing and are applied in order to understand physiological variability (Harbourne & Stergiou, 2009, Stergiou & Decker, 2011). The several groups possess different components for which in each case one representative parameter has to be chosen. This study presents a parametrization framework and we make some proposals to obtain particular posturographic parameters based on the predefined groups. One can speculate whether different configurations would reveal different component pattern. For instance, assembling linear and nonlinear parameters in one group may give an insight

into the interactions of both variable characteristics (Harbourne *et al.*, 2009). However, this approach had to be abandoned due to bad sampling adequacy results. Inside the 1-dimensional group a time domain and a frequency domain component is disclosed. Time domain parameters comprise mostly variables describing the magnitude of the time series. In this regard, posturographic measures that refer to just a few representative points among the entire time series should be avoided (Ruhe *et al.*, 2010). Here, outliers are responsible for great variances and hence low reliability. Other measures that explain the magnitude of the 1-dimensional time series had to be preferred, like std or rms (both variables are highly correlated). Indeed, latter variables are more robust, even though, they present vulnerable values confronting outliers as well. Within the frequency domain we recommend F80, as far as Baratto *et al.* demonstrated F80 having best statistical performance in opposition to F70, F85, F90 or F95 (Baratto *et al.*, 2002). The 2-dimensional parameters display three components: the global area which covers the COP trace, the global alignment of the COP path, and the COP path-length characteristics. COP area may be highlighted using Ah, as this measure is the best estimate, followed by Ae and Ac. The global alignment should be determined with the AP angle deviance beta, which has been earlier recommended by (Rocchi *et al.*, 2004). Concerning path-length characteristics, some authors underline the significance of COP velocity as the most reliable indicator of global COP migration (Lafond *et al.*, 2004, Cornilleau-Pérès *et al.*, 2005). As we mention before, this variable correlates perfectly with the COP length. The nonlinear group is divided into two components. The choice of a regularity index is more difficult to arrange as this is strongly dependant on the underlying algorithm. We recommend sample entropy SaEn introduced by Richman & Moorman as it shows better relative consistency and is less sensitive to the lengths of data time series compared to other algorithms (Richman & Moorman, 2000, Kirchner *et al.*, 2012). The nonlinear value encompassing different time scales is to our opinion achieved through cumWT values. Wavelet transform is able to decompose a signal into different frequency bands within different time scales which avoids the problem that comes along with Fast Fourier Transform-frequency and time resolution (Kirchner *et al.*, 2012).

## 5. Conclusion

We demonstrate that COP evaluation irrespective of sampling duration necessitates a set of diverse parameters to gain more variance of the data. Parameter sets are - despite of a few exceptions - uniformly invariant towards sampling durations and display a consistent factor loading pattern. 11 parameter groups are suggested for COP evaluation. A comprehensive analysis of posturography should imply descriptive measures regarding the 2-dimensional COP trace and the decomposed 1-dimensional AP and ML time series to gain maximal explanation of variance in COP data: three global (2-dimensional) parameters: i) area, ii) alignment, iii) path-length characteristics, eight 1-dimensional parameters: iv) time domain AP, v) time domain ML, vi) frequency domain AP, vii) frequency domain ML, viii) irregularity parameter AP, ix) irregularity parameter ML, x) nonlinear multi-timescale parameter AP and xi) non-linear multi-timescale parameter ML. This study suggests a framework for standardization of parameter sets within these subgroups. Furthermore this study constitutes a critical position on studies that has just included a few parameters for COP description.

## 6 ABOUT THE STRUCTURE OF POSTUROGRAPHY: SAMPLING DURATION, PARAMETRIZATION, FOCUS OF ATTENTION (PART II)

### Abstract

There exists a great variety of posturographic parameters which complicates the evaluation of center of pressure (COP) data. Hence, recommendations were given to use a set of complementary parameters to explain most of the variance. However, it is unknown whether a dual task paradigm leads to different parametrization sets. On account of this problem an exploratory factor analysis approach was conducted in a dual task experiment. 16 healthy subjects stood on a force plate performing a posture-cognition dual task (DT, focus of attention on a secondary task) with respect to different sampling durations. The subjects were not aware of being measured in contrast to a baseline task condition (BT, internal focus of attention) in the previously published part I. In comparison to BT a different factor loading pattern appears. In addition, factor loadings are strongly affected by different sampling durations. DT reveals a change of factor loading structure with longer sampling durations compared to BT. Specific recommendations concerning a framework of posturographic parametrization are given.

*Keywords:* center of pressure, sample duration, posturographic parameters, exploratory factor analysis, nonlinear methods, dual-task, focus of attention

Published as

Schubert P, Kirchner M, Schmidtbleicher D, Haas CT (2012) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part II). *J Biomed Sci Eng (JBiSE)* 5(9): 508-516.

doi:10.4236/jbise.2012.59063

## Zusammenfassung

Es existiert eine große Anzahl von posturographischen Parametern, welche eine Evaluation von Center-of-Pressure-Daten (CoP) erschwert. Daher wurden Empfehlungen ausgegeben, ein Set von komplementären Parametern zu benutzen, um die meiste Varianz zu erklären. Jedoch ist unbekannt, ob ein Dual-Task-Paradigma zu einem anderen Parameterset führt. Um dieses Problem anzugehen, wurde eine explorative Faktorenanalyse innerhalb eines Dual-Task-Experimentes durchgeführt. 16 gesunde Probanden standen unter Berücksichtigung unterschiedlicher Messzeiten auf einer Kraftmessplatte während sie eine postural-kognitive Dual-Task vollzogen (DT, Aufmerksamkeitsfokus auf die Zweitaufgabe). Im Gegensatz zu der Baseline-Task-Anforderung (BT, interner Aufmerksamkeitsfokus) im kürzlich veröffentlichten Teil I war den Probanden nicht bewusst, dass sie gemessen wurden. Im Vergleich zu BT wurde ein anderes Faktorladungsmuster entdeckt. Zusätzlich sind die Faktorladungen stark beeinflusst von der Messzeit. DT offenbart einen Wechsel der Faktorladungsstruktur mit längeren Messzeiten im Vergleich zu BT. Spezifische Empfehlungen hinsichtlich eines Rahmens für posturographische Parametrisierung werden ausgesprochen.

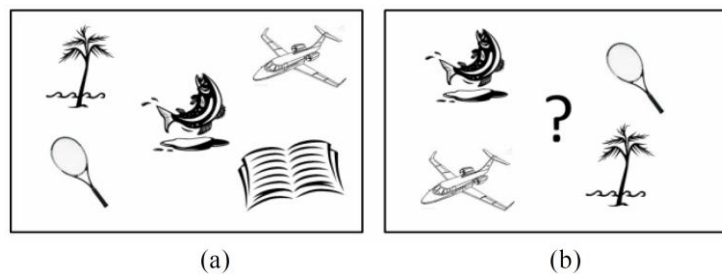
Schlüsselwörter: Center-of-Pressure; Messzeit; Posturographische Parameter; Exploratorische Faktorenanalyse; Nichtlineare Methoden; Dual-Task; Aufmerksamkeitsfokus

## 6.1 Introduction

The first part of the study has shown that in a typical baseline task situation (focus of attention on the postural control process) factor structure was unaffected with respect to different sampling durations. However, there are multiple articles which prove evidence that a secondary task modality exert influence on postural control characteristics (Fraizer & Mitra, 2008). A plurality of research articles concerning COP fluctuations in static stance conditions has emerged in the recent years. However, little success has been achieved in discriminating populations and diverging results are reported (Fraizer & Mitra, 2008, Visser *et al.*, 2008). For instance, there exists a long debate on the effect of a cognitive secondary task<sup>42</sup> on postural control and stability (Fraizer & Mitra, 2008). As far as higher brain areas are involved, one may conjecture the influence of cognitive sensory information on internal processing of postural equilibrium (Lacour *et al.*, 2008). Postural control cannot be regarded merely as an automatic reflex controlled process but is in fact strongly dependent on attentional resources (Woollacott & Shumway-Cook, 2002). A theoretical approach to this phenomenon is based on the activity of competitive neural structures and the limitation of processing resources in higher brain areas. Nonetheless, researchers report on increased, decreased, and no changes of postural displacements when using a dual-task paradigm (Fraizer & Mitra, 2008). One reason for these discrepancies may arise from a lack of standardization in experimental procedures (van der Kooij *et al.*, 2011). Especially, the usage and the different applications of a variety of stabilographic parameters which were deduced from COP excursions consequently disallow comparisons between studies despite similar experimental designs. Different COP parameters account for different specific characteristics of the dataset and henceforth a concise analysis of COP displacements necessitates a mixed summing-up of various non-redundant parameters (Kitibayashi *et al.*, 2003, Rocchi *et al.*, 2004, Rocchi *et al.*, 2006). Furthermore, there is no agreement how the different measures relate to each other in the context of cognitive dual task performance. In part I of this study, we have shown that even with different sampling durations comprehensive parametrization of COP is not affected in a

---

<sup>42</sup> Definitions of dual-task and secondary task terminologies diverge slightly. Concerning the present investigation we determine both as similar.



**Figure 6.1** Example for the dual task operation (DT). (a) A group of icons had to be memorized for 10 s; (b) A missing icon indicated by the question mark had to be denominated subsequently.

typical quiet stance condition. We recommended the choice of one posturographic parameter in each case from 11 groups of variables which delivers an immediate benefit for clinical and research analysis of postural control. In a further step one may speculate whether a different pattern in the factor structure of descriptive posturographic parameter setting occurs while performing a secondary task compared to a quiet stance task. In the present part we investigate the influence of a dual-task on parameter selection in posturography. On this purpose we choose a dual-task paradigm with respect to three different sampling durations. We discuss the results with those obtained from part I which is referred to the typical BT condition at this juncture. In everyday life situations postural control seems to interfere with secondary or even more tasks and therefore investigations concerning BT pose an artificial concept (Huxhold *et al.*, 2006, Kapoula *et al.*, 2011). Especially in rehabilitation where single task procedures are typically applied to evaluate postural performance, dual task paradigms have to be integrated. Moreover, postural control is often analyzed by only one parameter and thus, results have limited significance. Joining both aspects, the present study could potentially advance the practical rehabilitation field by featuring a parametrization set under dual task methods.

## 6.2 Methods

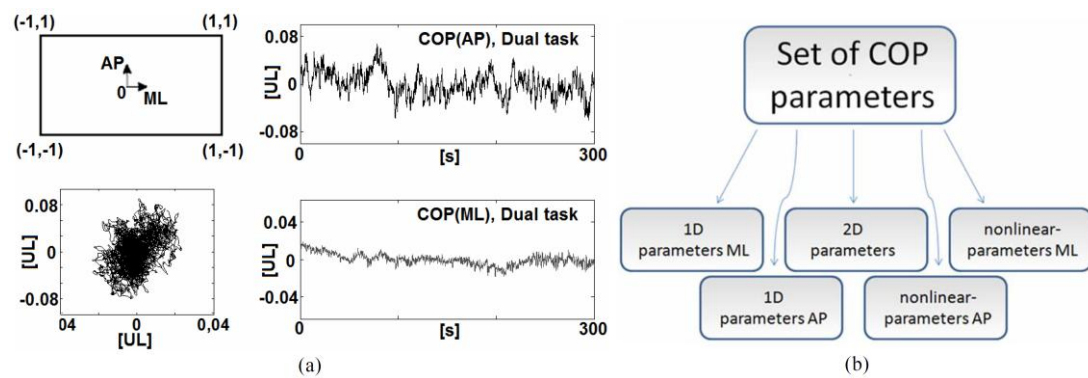
### 6.2.1 Experimental procedure

As explained by the first part, sixteen healthy students (9 males and 7 females, age:  $26.1 \pm 6.7$  years; height:  $173.45 \pm 11.14$  cm; weight:  $72.36 \pm 13.04$  kg) without musculoskeletal or neurological dysfunctions participated voluntarily in this study. The experimental set-up comprised two consecutive



parts: subjects were instructed to stand with both feet parallel and upright while simultaneously accomplishing a cognitive task (dual task: DT) and quietly while fixing a point on the wall in front (baseline task: BT, compare part I). Both conditions consisted of three trials with different sampling durations (35s, 65s, 305s) for each subject. At least 60s is seen to be appropriate for time domain parameters, whereas the description of other parameters need 300s of duration (van der Kooij *et al.*, 2011). First, the DT subjects performed a visual short-term-memory task. A group of icons (workaday objects, e.g. chair, car, ball, etc) which were projected for 10 s on a wall had to be memorized. Subsequently the subjects denominated the missing icon of that group in a 10 s lasting verbal response phase (**Figure 6.1**). Both sequences were executed recurrently. To get familiar to the memory task a 30 s practice run was completed prior to the actual measurement trials. During DT the subjects could choose their own comfortable position *ad libitum* (unconstrained standing) with the only instruction not to leave the platform of the force plate to adopt their natural standing pattern (e.g., Duarte & Zatsiorsky, 1999, Duarte *et al.*, 2000). The subjects were not aware of being measured. They were simply advised to stand on the rectangular platform of the force plate and told not to leave it while solving the dual task. The number of correct answers to the task was not of interest, as it had the only function to distract the subjects from their internally induced focus of attention (Pellecchia, 2003, Fraizer & Mitra, 2008). All subjects solved the identical cognitive sequences to gain *ceteris paribus* validity. In BT condition the subjects were simply asked to stand as still as possible in hip width stance with arms relaxed at both sides and to stare at a point on the wall in front. This condition is referred to the typical laboratory condition and still in practice, for example, to discriminate between different populations (e.g., Bolbecker *et al.*, 2011). Due to the fact that distance between the eyes and the visual field affects postural performance it was left unchanged during the whole measurement (about 2m) (Prado *et al.*, 2007).

A 4th order low-pass Butterworth filter with a cut-off frequency of 10Hz was applied to eliminate measurement noise (Fraizer & Mitra, 2008, Ruhe *et al.*, 2010). Time series were downsampled to 100 Hz (for calculation of entropy values to 20Hz) and detrended by the mean of the time series. Impact effects were eliminated by cutting the first 5 s from the time series (**Figure 6.2**).The



**Figure 6.2**(a) Force plate and measurement directions. The COP position is expressed as a fraction of deviation from the midpoint of the force plate (values in units of length [UL]). Exemplary COP recording and resultant AP and ML time series (values in units of length [UL]); (b) Classification of COP parameters into five groups.

person's task temporally exceeded the measured samples so that no end effects were detectable.

### 6.2.2 COP parameters and data analysis

We selected the identical parameters for COP analysis as in part I of this study. Briefly, the different variables comprised the most common traditional and nonlinear parameters derived from anterior-posterior and medial-lateral direction, and from 2-dimensional COP trace (Prieto *et al.*, 1996, Raymakers *et al.*, 2005, Maurer & Peterka, 2005, Duarte & Freitas, 2010, Duarte *et al.*, 2011). With regard to the nonlinear parameters we involved a complementary set of comprehensive tools (i.e. entropy values, DFA, and wavelet transform), which is recently proposed by (Kirchner *et al.*, 2012). Data analysis was achieved - identical to part I - by an exploratory factor analysis approach (EFA). Concerning the quantity of computed parameters the values were divided into five parameter blocks (1-dimensional ML, 1-dimensional AP, 2-dimensional, nonlinear ML, nonlinear AP, **Figure 6.2**) which subsequently allowed the calculation of 15 EFAs (5 blocks x 3 sampling durations). The sampling durations were separated into 30s, 60s, and 300s. We faced the problem of having a small subject cohort (Costello & Osbourne, 2005). For a more detailed description of parameter calculation and EFA procedure we refer to the methods section of part I of this study.

**Table 6.1** Factor loadings for 1-D parameters ML (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec DT		60 sec DT		300 sec DT	
	1 (45.67%)	2 (42.21%)	1 (47.52%)	2 (42.7%)	1 (48.3%)	2 (41.32%)
PathML	-0.449	<b>0.852</b>	<b>0.920</b>	-0.324	-0.354	<b>0.899</b>
VelML	0.095	<b>0.888</b>	<b>0.946</b>	0.115	<b>0.581</b>	<b>0.729</b>
RangeML	-0.192	<b>0.901</b>	<b>0.985</b>	-0.098	0.348	<b>0.857</b>
StdML	-0.400	<b>0.906</b>	<b>0.932</b>	-0.312	-0.247	<b>0.952</b>
RmsML	-0.398	<b>0.907</b>	<b>0.932</b>	-0.311	-0.247	<b>0.952</b>
FmeanML	<b>0.971</b>	-0.214	-0.174	<b>0.982</b>	<b>0.988</b>	-0.082
f50ML	<b>0.876</b>	-0.222	0.080	<b>0.801</b>	<b>0.782</b>	0.363
f80ML	<b>0.948</b>	-0.148	-0.160	<b>0.966</b>	<b>0.937</b>	-0.121
f95ML	<b>0.951</b>	-0.150	-0.296	<b>0.905</b>	<b>0.957</b>	-0.161
f99ML	<b>0.697</b>	-0.335	-0.390	<b>0.769</b>	<b>0.862</b>	-0.253

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

**Table 6.2** Factor loadings for 1-D parameters AP (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec DT			60 sec DT		300 sec DT	
	1 (43.74%)	2 (29.87%)	3 (15.3%)	1 (44.5%)	2 (43.9%)	1 (51.12%)	2 (37.88%)
PathAP	<b>0.938</b>	-0.312	0.033	<b>-0.508</b>	<b>0.831</b>	-0.175	<b>0.965</b>
VelAP	<b>0.670</b>	-0.015	<b>0.697</b>	0.017	<b>0.964</b>	<b>0.701</b>	<b>0.623</b>
RangeAP	<b>0.975</b>	-0.107	-0.104	-0.074	<b>0.959</b>	<b>0.699</b>	<b>0.632</b>
StdAP	<b>0.972</b>	-0.195	-0.070	-0.473	<b>0.869</b>	0.014	<b>0.993</b>
RmsAP	<b>0.971</b>	-0.205	-0.057	-0.472	<b>0.870</b>	0.014	<b>0.993</b>
FmeanAP	-0.222	<b>0.925</b>	0.251	<b>0.964</b>	-0.242	<b>0.993</b>	0.038
f50AP	-0.257	<b>0.680</b>	0.134	<b>0.784</b>	-0.011	<b>0.875</b>	0.221
f80AP	0.012	<b>0.905</b>	-0.257	<b>0.908</b>	-0.221	<b>0.963</b>	-0.016
f95AP	-0.213	<b>0.780</b>	0.258	<b>0.899</b>	-0.253	<b>0.894</b>	-0.132
f99AP	-0.218	0.228	<b>0.900</b>	<b>0.751</b>	-0.402	<b>0.791</b>	-0.163

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

## 6.3 Results

### 6.3.1 Sampling adequacy

Due to KMO and AIC values we excluded in 2 cases of 15 EFA's particular parameters to improve the sampling adequacy of the parameter sets. Those were SaEnML (30s, DT, nonlinear ML-block) and std r (300s, DT, 2D block). The exclusion process showed no influence on the remaining parameter loadings. After this procedure the sampling adequacy values matched the requirements (mean KMO = 0.69, KMOmin = 0.61, KMO max = 0.87). Item communality values were consistently over 0.83 which match the specifications of Mac Callum *et al.* and Costello & Osbourne (Mac Callum *et al.*, 1999, Costello & Osbourne, 2005). This can be explained by high correlations between the stabilometric

parameters. As a result, the proband cohort which is smaller than traditionally recommended is likely sufficient for adequate application of EFA (Mac Callum *et al.*, 1999). Bartlett's test of sphericity always rejects the null hypothesis that the correlation matrix is equal to an identity matrix [ $p < 0.001$ ].

### 6.3.2 Traditional parameters 1D ML

Overall a consistent pattern of the EFA's is observable (Table 6.1). Regardless of sampling duration two principal components with approximately equal loadings in variance (appr. 40% to 40%) are extracted. Each EFA explain at about 90% of variance on average. The interpretation of components is analogous to their mathematical description. The first component comprises parameters from the time domain (pathML, velML, rangeML, stdML and RmsML) and the second component is clustered of parameters from the frequency domain (fmeanML, f50ML, f80ML, f95ML and f99ML). Within the frequency parameters three values can be stressed (fmeanML, f80ML and f95ML). In the time domain component StdML and RmsML show on average higher loadings than the other parameters.

### 6.3.3 Traditional parameters 1D AP

In anterior posterior direction (Table 6.2) a similar output as in ML direction can be noticed. Two components were extracted except of the 30s trial. Comparable to the ML direction time domain and frequency domain values are separated (with marginal exceptions: VelAP 30s, f99AP 30s, PathAP 60s, VelAP 300s, and RangeAP 300s). The distribution of variances is equally and alike to the ML configuration. The total explained variance approximates 85-90%. Again, higher loadings in the frequency domain are observed with fmean, f80 and f95.

**Table 6.3** Factor loadings for 2-D parameters (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec DT			60 sec DT		300 sec DT		
	1 (58.75%)	2 (16.94%)	3 (16.34%)	1 (73.16%)	2 (17.02%)	1 (41%)	2 (36.67%)	3 (15.32%)
R	<b>0.762</b>	0.183	<b>0.506</b>	<b>0.959</b>	0.186	0.197	<b>0.970</b>	0.071
std r	<b>0.934</b>	0.102	0.302	<b>0.973</b>	0.141	x	x	x
Ah	<b>0.875</b>	0.234	0.398	<b>0.983</b>	0.170	<b>0.941</b>	0.199	-0.077
Length	0.269	-0.059	<b>0.942</b>	<b>0.873</b>	0.058	<b>0.860</b>	0.245	0.013
Turns	<b>-0.756</b>	-0.162	0.339	<b>-0.613</b>	-0.309	0.311	<b>-0.732</b>	-0.057
Beta	0.205	<b>0.954</b>	-0.021	0.161	<b>0.956</b>	-0.094	0.009	<b>0.991</b>
std Beta	0.188	<b>0.956</b>	0.040	0.145	<b>0.972</b>	-0.005	0.094	<b>0.991</b>
Ae	<b>0.844</b>	0.235	0.418	<b>0.963</b>	0.185	0.304	<b>0.925</b>	0.033
Ae sec	<b>0.814</b>	0.268	0.431	<b>0.909</b>	0.163	<b>0.966</b>	0.226	0.029
std Ae sec	<b>0.894</b>	0.151	0.101	<b>0.980</b>	0.148	<b>0.962</b>	0.019	-0.090
Ac	<b>0.927</b>	0.173	0.319	<b>0.952</b>	0.182	0.361	<b>0.920</b>	0.009
Ac sec	<b>0.900</b>	0.195	0.375	<b>0.952</b>	0.184	0.468	<b>0.872</b>	0.017
std Ac sec	<b>0.923</b>	0.177	0.069	<b>0.983</b>	0.154	<b>0.942</b>	0.291	-0.060

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

#### 6.3.4 Traditional parameters 2D

The 2-dimensional parameters display three components in the 30s and 300s trial and two components in the 60s trial (**Table 6.3**). Interpretation of these components proves to be difficult. Factor loadings were rather similar in the 30s and the 60s run, neglecting the third component in 30s. One component is associated with Beta and std Beta with ~16% of explained variance. This component may be interpreted as the global alignment of the COP trace. The residual values load on the first component, which forms the greatest deal of explained variance. This component is explained principally by area values. Length and Turns show no consistent factor loading according to different sampling durations. The 300s measurement deserves particular attention. Interestingly, different variables describing COP area load to different components. Furthermore Ae and Ac is not immediately associated with Ae sec, std Ae sec and Ac sec, std Ac sec. Apparently, the pattern of the shorter sampling durations changes to a more complex construct in longer sampling durations. The first and second component is associated with COP variables describing the elongation and area covered of the data. Beside this description of the general pattern, a closer glance on the factor loadings reveals within some parameters dependencies on the respective sampling durations.

**Table 6.4** Factor loadings for nonlinear parameters ML (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec DT		60 sec DT		300 sec DT		
	1 (45.1%)	2 (26.96%)	1 (53.21%)	2 (27.8%)	1 (34.4%)	2 (30.56%)	3 (26.17%)
MseML	<b>0.857</b>	0.060	<b>0.939</b>	0.085	0.077	<b>0.854</b>	0.306
SaEnML	x	x	<b>0.963</b>	0.179	<b>0.879</b>	0.302	0.339
SaEnvelML	<b>0.853</b>	0.278	<b>0.520</b>	<b>0.726</b>	0.074	0.005	<b>0.957</b>
hML	-0.154	<b>0.873</b>	<b>-0.749</b>	0.068	<b>-0.962</b>	0.224	0.103
cumWTML	0.342	<b>0.555</b>	-0.143	<b>0.904</b>	0.100	<b>-0.811</b>	0.416

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1

**Table 6.5** Factor loadings for nonlinear parameters AP (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec DT		60 sec DT		300 sec DT		
	1 [sic!]	2 [sic!]	1 [sic!]	2 [sic!]	1 [sic!]	2 [sic!]	3 [sic!]
MseAP	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]
SaEnAP	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]
SaEnvelAP	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]
hAP	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]
cumWTAP	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]	[sic!]

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1.

### 6.3.5 Nonlinear parameters ML

Pattern of nonlinear values display a complex irregular factor loading behavior (**Table 6.4**). Differences occur within the three sampling durations. The 30s trial discloses two components at which the first component is assembled by entropy parameters and the second component is composed of hML and cumWTML. A slight difference is arising in the 60s run. Entropy values go along with the Hurst coefficient, whereas cumWTML is accompanied by SaEnvelML. This pattern breaks down within the longest sampling duration. Three components account for the variance in the ML nonlinear data. The first component is built up of SaEnML and hML, which could be interpreted as a component generally declaring irregularity in a particular time scale of the time series. The second component comprises of MseML and cumWTML, which is a global indicator concerning different time scales. The last component refers to SaEnvelML which is the entropy value of the increment time series.

### 6.3.6 Nonlinear parameters AP

Nonlinear variables in AP direction highlight a similar behavior of factor structure compared to ML (two components in 30s and 60s and one component in 300s; **Table 6.5**). Within the 30s run one could discriminate any kind of entropy values from hAP and cumWTAP. Short sample durations do not stand for high time scale resolution, for which this result could be challenged. This may also explain the discrepancies in loading pattern to the 60s run. The 300s trial shows an allocation of values describing irregularity of the time series and the split-up of the two multi time-scale parameters MseAP and cumWTAP as these values imply the highest factor loadings in the principal components.

## 6.4 Discussion

With respect to the factorial structures thorough COP description obviously necessitates various values out of different parameter classes ([Rocchi \*et al.\*, 2004](#)). The choice of a set of parameters including these characteristics implies a critical position opposite to studies using a few parameters for COP analysis. Lack of standardization in parametrization may be one reason for contradictory results in literature ([Fraizer & Mitra, 2008](#), [Visser \*et al.\*, 2008](#)). The great variety of postural measures can complicate posturographic data interpretation. For instance, within the dual task controversy Huxhold *et al.* highlight increased COP parameter values (hull area, elliptic area and root mean square ML) with different dual task conditions compared to the baseline task ([Huxhold \*et al.\*, 2006](#)). However, Hunter and Hoffmann demonstrate greater COP variability (higher values for COP-velocity and standard deviation in AP and ML) in subjects with no additional cognitive load ([Hunter & Hoffmann, 2001](#)).

### 6.4.1 Effect of sampling duration on COP parametrization in DT

With respect to different sampling durations, an effect on COP parametrization is observable. Pattern of principal component loadings in 2-dimensional and nonlinear ML variable blocks break down within the alteration from shorter sampling durations to the longest one. In this process, it becomes noticeable that measures describing the global extent of COP migration divide



into two different components wherein the description of area parameters diverges. Sway area is normally defined as the elliptic approximation of the COP excursions (Oliviera *et al.*, 1996), however several articles deal with different algorithms (Sevsek, 2006, Kim *et al.*, 2009). The present analysis confirms that applying area parameters in a dual task experiment motivates the usage of different values in longer sampling durations. The longer the sampling duration the more probable transient and particular events due to postural changes will occur (Carroll & Freedman, 1993, Duarte & Zatsiorsky, 1999), and therefore deteriorates an adequate estimation of area by  $A_e$  or  $A_c$  and is differently detected by  $A_h$ .

Nonlinear descriptors in ML direction exhibit a similar behavior. Again, a breakdown of loading pattern within the longest recording time is recognizable. Durations of 300s enables a distinction between  $SaEn$  and  $SaEnvel$ . Differentiated time series allow a reduction in nonstationarity (Kantz & Schreiber, 2005, Ramdani *et al.*, 2009). This effect may be more accurate for longer sampling durations (Kirchner *et al.*, 2012). A very complex structure manifests in the nonlinear measures, whereas some difference grow comparing both directions. In general, one may speculate that the longer the sampling duration the higher the time scales, which alters information content of the parameters.

It seems to be obvious, that longer sampling times lead to more consistent datasets whereas no comparable examinations can be found with respect to posture-cognition dual task methodology. In simple quiet stance investigations, increases in the reliability with increased sample duration have been reported (Le Clair & Riach, 1993, Carpenter *et al.*, 2001, Doyle *et al.*, 2008). However, these results were obtained with measurement durations of less than 120s. Recent recommendations extend the duration up to 300s (van der Kooij *et al.*, 2011). Concerning nonlinear measures, definite recommendations are not generally available in literature. Longer time series imply better resolution of frequencies and more samples can be obtained on account of explicit time scales. For instance, Cannon *et al.* propose to investigate longer time series in order to generate more reliability in calculation of the Hurst coefficient in DFA (Cannon *et al.*, 1997). Sample entropy measures require an adequate number of data points of the underlying time series (Rhea *et al.*, 2011). These observations hint the utility of longer time series to generate reliable data sets. In other studies,

the number of data points has been artificially increased by means of an increase of the sample frequency. As this study proposes that the postural control system and its dynamics may generate a change of loading pattern and hence enter into a different state with longer stance durations in DT, this procedure could miss the target.

Including our results of EFA, inconsistency of the posturographic 2-dimensional and nonlinear parameters over different sampling durations reveal that within a dual-task methodology accurate assessment of COP displacements has to be accomplished with caution. Especially, nonlinear values show fine sensitivity to different measurement times.

#### 6.4.2 Comparison of BT to DT

In part I of this study we dealt with a quiet stance methodology concerning equal sampling durations (30s, 60s and 300s) which in comparison to the present part serves as the typical baseline condition (BT) under laboratory conditions. In general, we can contrast the diverse posturographic parameter loadings and pattern, generated by both conceptual study designs. We found that within BT consistent factor loadings occurred despite different measurement times. In the present DT condition dependencies to sampling durations can be recognized in 2-dimensional and nonlinear variable blocks. This phenomenon which does not appear in BT could be argued by a breakdown of certain loading pattern. Apparently, distraction from posture which conforms to an automatization mechanism (Vuillerme & Nafati, 2007) evokes COP dynamics to change into a new state with longer sampling durations. In consideration to factor loadings we can depict the following aspects. One-dimensional traditional parameters allocate consistently to either time domain or frequency domain components which are equal in DT and BT. This invariance confirms the relative robustness of these parameters describing COP excursions despite different experimental conditions. Peculiarities are unfolded among the other variable blocks. Conspicuously, the indices length and turns (which is the normalized length) point out to create different meanings in DT and BT. Whereas in quiet stance both variables generate complementary information and build a separate component, they tend to act independently in DT and group with different parameters. Again, robust measures are associated with beta and

std beta, which are invariant towards DT and BT. Baseline conditions in dual task experiments cannot be created without complications (Fraizer & Mitra, 2008). COP parameters are strongly dependant on initial conditions, e.g. instructions given to the subjects leading to different foci of attention (Vuillerme & Nafati, 2007). The experimental design of the present study challenges this problem. Within the DT runs subjects were naïve on the experimental purpose. Hence, they were oblivious of being measured, so that an automatization of postural control mechanisms during solving of the test can be assumed as attention was distracted. This approach is therefore useful for proper standardization of posture-cognition dual task conditions.

#### 6.4.3 Classification of parameters

Classifying posturographic variables by means of data reduction methods has been shown by others yet (Kitibayashi *et al.*, 2003, Rocchi *et al.*, 2004, Raymakers *et al.*, 2005, Rocchi *et al.*, 2006). The present study differs from the aforementioned investigations with respect to the application of a dual task design under different recording times. There exists agreement on that different posture-cognition dual task methodologies could lead to different postural performances. The theory is based on the limitation of processing capacity and the influence of conflicting sensory inputs. It is widely accepted that a certain amount of attention is required to maintain a stable upright posture (Woollacott & Shumway-Cook, 2002). Hence, the creation of an additional attentional focus generates an interference of processing orders and could constrain postural control resources. Evidence has risen from different points of view. First, reaction time to sensory stimuli seems to be dependent on the difficulty of the postural task and proofs therefore indirectly the impact of attentional influences on postural processing resources (Lajoie *et al.*, 1993, Vuillerme & Nougier, 2004). Second, it is demonstrated by some authors that sway dynamics are affected by additional cognitive tasks in healthy adults, whereas there is some debate whether more difficult tasks lead to more altered COP excursions (e.g., Dault *et al.*, 2001, Pellecchia *et al.*, 2003, Huxhold *et al.*, 2006). The present study confirms these findings as a different loading pattern in DT in opposition to BT of a variety of posturographic parameters appears. Furthermore, we point out that pattern is inconsistent within the 2-dimensional and nonlinear

measures and that a change of loading structure with longer sampling durations is observable. Longer recording times obviously have better discriminative power in DT than shorter ones especially concerning nonlinear parameters (Kirchner *et al.*, 2012). Hence we recommend the usage of longer sampling durations (300s) and refer to these parametrization sets and therein 13 descriptors as a framework for further research. At this juncture, pattern generated by nonlinear variable groups proves to be complex. To create a trustful set cumWT and an entropy value should be included (Kirchner *et al.*, 2012). Here, we could not find a consistent pattern for nonlinear parameters which may be interpreted as a highly sensitive pattern depending on specific postural tasks and recording times.

## 6.5 Conclusion

### 6.5.1 Dual task paradigm

Equal to the BT condition (part I) four 1-dimensional parameters explaining time domain and frequency domain in AP and ML should be chosen: i) time domain AP, ii) time domain ML, iii) frequency domain AP, iv) frequency domain ML. In the 2-dimensional group we suggest three parameters. Variables of COP elongation and area are split into two components. We suggest to take either both COP length and the normalized length (turns) or to implement two different area values: v) global alignment of the COP, vi) and vii) length or area measures. Nonlinear values should comprise: viii) irregularity parameter ML, ix) irregularity parameter ML of the increment time series, x) nonlinear multitimescale parameter ML, xi) irregularity parameter AP, xii) irregularity parameter AP of the increment time series, xiii) and a nonlinear multitimescale parameter AP. Concerning these outcomes a caveat has to be made. As secondary tasks comprise a manifold field, different secondary tasks, which should distract the subject's attention from postural control, could lead to different parametrization pattern.

### 6.5.2 Further aspects

Beside other studies implementing data reduction methods ([Kitabayashi \*et al.\*, 2003](#), [Rocchi \*et al.\*, 2004](#)), both parts of this study constitute a first step to evaluate the structure of parametrization in posturography. Evidence is provided that performance in postural control cannot be accomplished by a single parameter, however, a set of parameters is needed. This finding illustrates the complex sensorimotor function of stance control. We depicted which parameters could deliver different insights into this process. Furthermore, we demonstrated that different foci of attention (BT and DT) lead to different sensitivities of the parameters. As a consequence the question arises as to which extent the parameter sets could be transferred to other experimental conditions or different cohorts (e.g. patients). Concerning the utility of longer sampling durations some conflicting aspects have to be discussed. The longer COP motion is recorded the more specific information content can be readout (especially when nonlinear or frequency analysis are conducted) ([Kirchner \*et al.\*, 2012](#)). However, within longer sampling duration physiological processes like adaptation, habituation and fatigue carry more weight (e.g., [Wojcik \*et al.\*, 2011](#)). Hence, there exists an optimum for postural control mapping. Moreover, this optimal trend would be different within subjects whose tolerance to e.g. fatigue is altered. Parametrization in posturography could deal nevertheless, as a multivariate fingerprint of postural control. This would render the application of various stabilometric univariate tests unnecessary. However, dynamic postural control conditions, which are often used in e.g. clinical tests, differ from static quiet stance situations ([Moya \*et al.\*, 2009](#)) and hence configurations of parameter sets could be modified. As within additive secondary tasks, an unstable support surface demands more processing from the subject which could lead to capacity problems ([Halford \*et al.\*, 2005](#)). Just in subjects with limited information capacity (e.g. Parkinson disease patients), a change in parameter loading pattern could be observed within even shorter sampling durations.

As in the present study parameters were previously classified, we do not account for the interaction between the variable groups. This has to be elucidated in further investigations.

## 6.6 Korrektur

Dieser Abschnitt ist nicht Teil der ursprünglichen Publikation.

Tabelle 6.5 wurde in der obigen Veröffentlichung fehlerhaft publiziert. Innerhalb des Artikels stimmen Tabelle 6.4 und Tabelle 6.5 fälschlicherweise überein, weshalb hier die fehlerhaften Werte durch [sic!] ersetzt wurden. Die Resultate und die darauf aufbauende Diskussion entsprechen jedoch der korrekten Tabelle. Nachstehend wird die korrekte Tabelle angefügt (**Tabelle 6.6**).

**Tabelle 6.6** [Korrektur] Factor loadings for nonlinear parameters AP (rotated, > 0.5 in bold letters). Components and explained variances.

Parameters <sup>a</sup>	30 sec DT		60 sec DT		300 sec DT		
	1 (46,1%)	2 (29,47%)	1 (50,58%)	2 (30,65%)	1 (32,3%)	2 (28,98%)	3 (28,97%)
MseAP	<b>,852</b>	,188	<b>,963</b>	,093	-,012	<b>,907</b>	-,062
SaEnAP	<b>,931</b>	,057	<b>,889</b>	,411	<b>-,799</b>	<b>,521</b>	,150
SaEnvelAP	<b>,802</b>	-,135	,093	<b>,780</b>	,230	,462	<b>,797</b>
hAP	-,138	<b>,828</b>	,029	<b>-,813</b>	<b>,954</b>	,217	,134
cumWTAP	-,221	<b>-,855</b>	<b>-,895</b>	,291	-,113	-,308	<b>,877</b>

<sup>a</sup>Abbreviations of parameters can be looked up in Table 5.1.

## 7 EFFECT OF ALTERED SURFACES ON POSTURAL SWAY CHARACTERISTICS IN ELDERLY SUBJECTS

### Abstract

Mobility is essentially based on successful balance control. The evaluation of functional strategies for postural stability is requisite for effective balance rehabilitation and fall prevention in elderly subjects. Our objective was to clarify control mechanisms of different standing positions reflecting challenges of typical everyday life situations. For this purpose, elderly subjects stood on different surfaces resulting in a change of the biomechanical constraints. Sway parameters out of time and frequency domain were calculated from center-of-pressure (COP) excursions. Besides the classic quantification of the amount of sway variability, we investigated the temporal organisation of postural sway by means of nonlinear time series analysis. Limb load symmetry was quantified via foot pressure insoles. We found task dependent motor outputs: 1. asymmetrical loading in all conditions; 2. altered amount and structure of COP movements with dissimilar changes in medio-lateral and anterior-posterior direction; 3. changes of the motor output affect several time scales especially when standing on a balance board or with one foot on a step. Our results indicate that elderly subjects preferred forcefully one limb which supports a step-initiation strategy. Modifications of the postural sway structure refer to the interaction of multiple control mechanisms to cope with the altered demands. The identification of postural strategies employed in daily activities augments the ecological validity of postural control studies.

*Keywords:* postural control, center of pressure, nonlinear methods, variability, load distribution

Published as

Kirchner M, Schubert P, Getrost T, Haas CT (2013) Effect of altered surfaces on postural sway characteristics in elderly subjects. *Hum Mov Sci* 32(6):1467-1479. doi: 10.1016/j.humov.2013.05.005



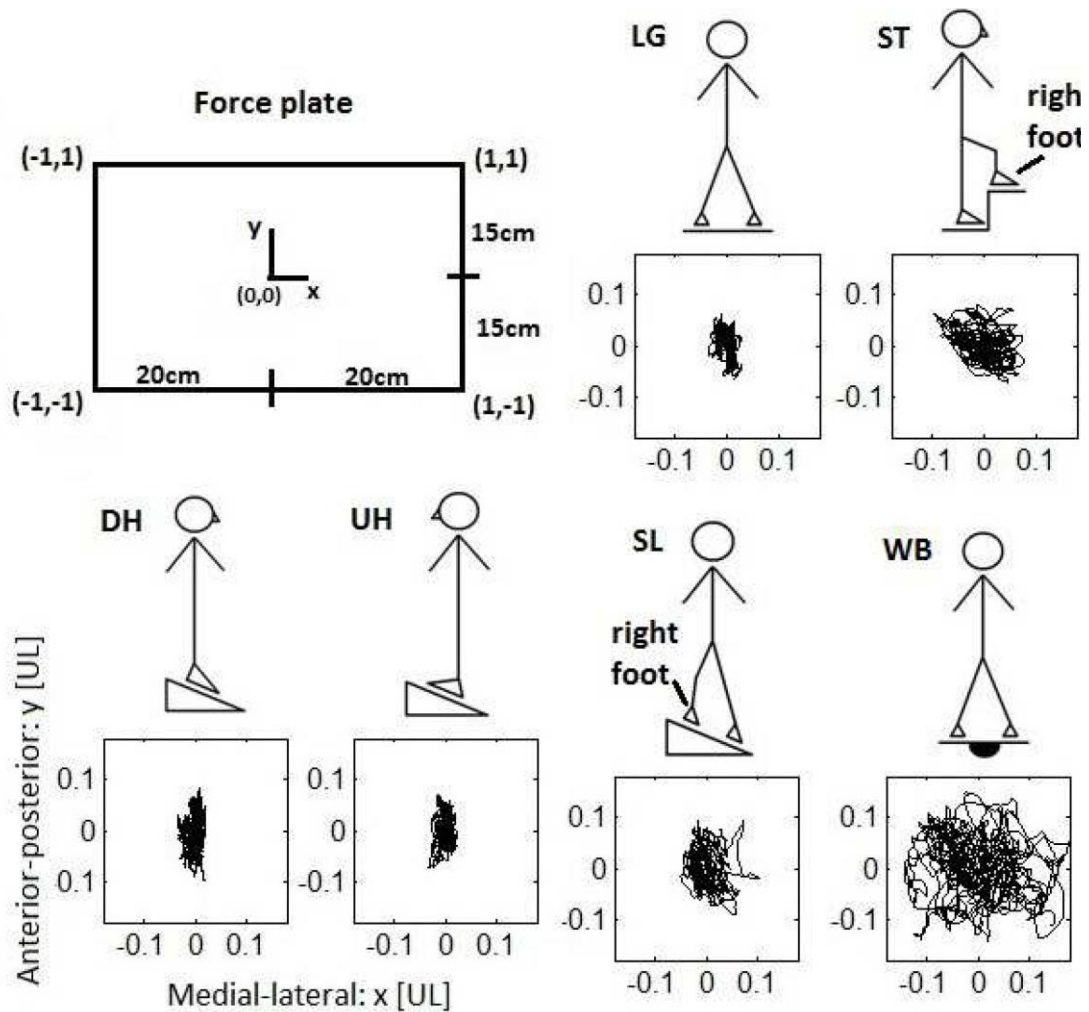
## Zusammenfassung

Mobilität gründet essentiell auf einer erfolgreichen Gleichgewichtskontrolle. Die Beurteilung funktioneller Strategien für die posturale Stabilität ist notwendig für eine effektive Gleichgewichtsrehabilitation und Sturzprävention in älteren Personen. Unser Ziel war es, die Kontrollmechanismen in unterschiedlichen Standpositionen, welche Anforderungen an typischen Alltagssituationen darstellen, aufzuklären. Zu diesem Zweck standen ältere Personen auf unterschiedlichen Untergründen, was zu einer Abänderung der biomechanischen Vorgaben führte. Schwankungsparameter aus dem Zeit- und Frequenzbereich wurden aus dem Center-of-Pressure-Verlauf (CoP) berechnet. Neben der klassischen Berechnung des Ausmaßes der Schwankungsvariabilität untersuchten wir die temporäre Organisation der posturalen Schwankungen mittels nichtlinearer Zeitreihenanalyse. Die Symmetrie der Beingewichtskräfte wurde via Fußdrucksohlen quantifiziert. Wir entdeckten aufgabenabhängige motorische Outputs: 1. Asymmetrische Gewichtsverteilungen in allen Situationen; 2. Veränderte Größe und Struktur der CoP-Bewegungen mit unterschiedlichen Änderungen in midio-lateraler und anterior-posteriorer Richtung; 3. Die Änderungen des motorischen Outputs beeinflusst verschiedene Zeitskalen, besonders, wenn auf einem Therapiekreisel oder mit einem Fuß auf einer Treppe gestanden wurde. Unsere Resultate geben an, dass ältere Personen kräftemäßig ein Bein bevorzugten, was eine Schrittinizierungsstrategie darstellen könnte. Modifikationen der posturalen Schwankungsstruktur deuten auf die Interaktion multipler Kontrollmechanismen hin, um mit den veränderten Anforderungen umgehen zu können. Die Identifikation von posturalen Strategien, die sich in täglichen Aktivitäten widerspiegeln, erhöht die ökologische Validität von Studien zur posturalen Kontrolle.

Schlüsselwörter: Posturale Kontrolle, Center-of-Pressure, Nichtlineare Methoden, Variabilität, Gewichtsverteilung

## 7.1 Introduction

We are living in complex environments which consistently challenge us to adapt the control of our body position to new situations. Balance control is a primary requirement for successful mobility (Era *et al.*, 1997). It allows us to be active within our community and is an important component of activities of daily living (Frank & Patla, 2003). It is a well-known phenomenon that elderly subjects are more likely to have balance disorders which is associated with a higher risk of falling (Horak, 2006; Ganz *et al.*, 2007, Maki & McIlroy, 1996, Piirtola & Era, 2006, Salzman, 2010). Falls often occur during routine daily activities rather than during high-risk activities like climbing a ladder (Nevitt *et al.*, 1991). They lead to injury, loss of independence and a diminished quality of life (Jackowski, 2008). A main rehabilitation goal after a fall is the return to a good postural stability. Frank & Patla criticise that balance training in sterile environments (like a laboratory) does not simulate challenges usually encountered in the community (Frank & Patla, 2003). A traditional method to evaluate balance performance is to study the ability to stand quietly on the level ground with or without surface translations. For instance, the Romberg test (Romberg, 1853), which is a classical stability assessment, demands subjects to stand as still as possible. Variations of the classical setting, resulting in different motor outputs, comprise e.g., foot placement like stance width (e.g., Kirby *et al.*, 1987), sensory condition like eyes closure (e.g., Prieto *et al.*, 1996), secondary task manipulation like cognitive task (e.g., McNevin & Wulf, 2002). Seldomly, stance on a surface different from the level ground is analysed. However, common real world situations often demand standing on various surfaces. Hence, there is a need to study postural control in everyday situations to improve the ecological validity of posturography (Visser *et al.*, 2008). In this context, it could be shown that standing on a ramp affects fast and slow mechanisms of balance control and alters electromyographic activities of the ankle muscles in young healthy adults (Mezzarane & Kohn, 2007, Sasagawa *et al.*, 2009). In a more practical setting Simeonov *et al.* found that visual cues can improve balance control on sloped surfaces of construction workers on roofs (Simeonov *et al.*, 2009). In the present study, we evaluate further stance configurations (**Figure 7.1**) with the aim to identify postural strategies in older subjects with respect to everyday situations.



**Figure 7.1** Top left: Schematic force plate showing the units of the calculated COP position. Top right, bottom: Schematic image of each surface condition with an exemplary COP pattern of one subject (LG = level ground, ST = step, DH = downhill, UH = uphill, SL = slope, WB = wobbling board).

Postural control is a complex motor skill which includes the interaction of multiple sensorimotor processes. The size and quality of the base of support (BOS) is an important biomechanical constraint on balance (Horak, 2006). Kirby *et al.* showed that foot position influences postural control as it induces different mechanical constraints (Kirby *et al.*, 1987). For instance, control mechanisms change when we adopt a stride position in contrast to side-by-side stance (Winter *et al.*, 1996, Wang & Newell, 2012). Although adopting a quiet stance, the human body sways (Duarte & Freitas, 2010). The range of these displacements is not only restricted by the BOS, but also by joint range constraints, muscle strength and sensory information available to explore stability limits (Horak, 2006). As standing on altered surfaces leads to modified postural alignments a change of the sensorimotor coordination is suggested

(Nevitt *et al.*, 1991). It can be assumed that subjects use task-dependent control strategies in order to encounter condition variations.

In order to evaluate balance performance and to screen for abnormal balance control, posturography is widely applied (Nardone & Schieppati, 2010, Mancini & Horak, 2010). Force platform measurement is used to predict falls among the elderly (Piirtola & Era, 2006, Visser *et al.*, 2008). However, there is no accepted gold standard for balance measurements. Bigelow & Berme remark that the benefit of posturography in the clinical screening of older adults for fall risk is limited by standardisation failures (Bigelow & Berme, 2011). The lack of standardisation affects e.g., data processing and analysis (Visser *et al.*, 2008, Ruhe *et al.*, 2010). There is little common ground for the choice and interpretation of the vast amount of descriptive posturographic measures. Though, agreement exists on the necessity of multiple measures which offer a more comprehensive description of postural control with the ability to understand specific characteristics in the system (Harbourne *et al.*, 2009). Various researchers have shown in the last years that two groups of sway measures have to be included in the analysis of postural sway (Duarte & Freitas, 2010, Harbourne *et al.*, 2009, Kirchner *et al.*, 2012):

1. measures of the amount of variability
2. measures of the temporal organisation of variability

In the present study we included both sets of parameters in order to counteract limitations in understanding postural control. It enables us to look beyond the classic interpretation that a large amount of sway variability corresponds to less stability (Newell *et al.*, 1993, Blaszczyk, 2008). The objective of this study was to clarify the effect of altered postural configurations on stance control in the elderly. Different standing tasks were chosen to approach common daily life situations. Knowledge of postural control mechanisms of everyday situations is beneficial for the development of effective fall prevention and rehabilitation programs.

## 7.2 Methods

Thirteen elderly subjects (sex: 5 male, 8 female; age:  $72.4 \pm 7.2$  years; height:  $168.5 \pm 8.9$  cm; weight:  $71.0 \pm 13.0$  kg) participated voluntarily in the study. They had no neurological or musculoskeletal diseases. The experimental procedures were approved by the ethics committee of the Hochschule Fresenius and performed in accordance with the Declaration of Helsinki. All subjects provided written informed consent. Balance control was evaluated in advance with the Berg-Balance-Scale (Berg *et al.*, 1989, Scherfer *et al.*, 2006), a widely used balance test (e.g., Blum & Korner-Bitensky, 2008, Muir *et al.*, 2008), to assess the functional status of the subjects. They all reached  $\geq 50$  out of 56 points which indicates a homogeneous group without conspicuous balance deficits. The subjects were asked to adopt a quiet bipedal stance for 60 seconds [s] on six different surfaces (Figure 1): level ground (LG), right foot on a step of height 16 cm (ST), uphill with  $12^\circ$  incline (UH), downhill with  $12^\circ$  decline (DH), slope tilted by  $12^\circ$  with the right foot up (SL) and wobbling board (WB). Note that subjects were right dominant which was the reason to consistently determine the right foot to be up in ST and SL position. ST, UH, and DH were chosen to model possible everyday stance configurations e.g., the step height (16 cm) corresponds to the DIN standard (Deutsches Institut für Normung e.V., 2011). LG is the control condition and is a common studied posture in literature (e.g., Bigelow & Berme, 2011, Cavalheiro *et al.*, 2009, Piirtola & Era, 2006, Palmieri *et al.*, 2002). WB was included as it is a widely used training tool e.g., to improve balance (e.g., Ogaya *et al.*, 2011, Onigbinde *et al.*, 2009, Wester *et al.*, 1996). In addition, we intended to provoke an instable stance situation as an upper bound in order to classify the performance in the residual conditions. The surfaces were presented in random order and occurred altogether three times. Subjects performed a test trial in advance. They had to stand hip width with the arms relaxed at both sides and had to adopt a quiet position but without being instructed to stand as still as possible. All subjects wore their own shoes (sports shoes or the like) to augment ecological validity. The shoe was the same in all situations which enables a within subject comparison of the different tasks.

### 7.2.1 Force plate measurement

By means of a force plate (size = 0.4m x 0.3m, self-manufactured) the vertical component of the ground reaction forces was measured. Data were sampled at 1000Hz and used to calculate centre of pressure (COP) time series in medio-lateral (x) and anterior-posterior (y) direction. The COP position (x [UL], y [UL]) was expressed as a fraction of deviation from the midpoint of the force plate with UL = unit length (**Figure 7.1**). COP data were filtered by a 4th order Butterworth filter at a cutoff frequency of 10Hz to eliminate measurement noise and downsampled to 100Hz (Ruhe *et al.*, 2010, Winter, 2005). All signals were detrended by the mean of the time series as the mean position of the COP depends on the absolute position which was not controlled. This preprocessing implies no great information loss as 95% of sway energy comprises frequencies 3Hz which we identified in advance by a Fast Fourier Transform. The first and the last second of each signal were eliminated to avoid impact and end effects. So,  $58s \cdot 100s^{-1} = 5800$  data points were included into the analysis. Out of the large number of parameters available for the posturographic analysis (e.g., Duarte & Freitas, 2010), we include those which quantify the overall amount of sway (global parameters) and those which quantify the structure of COP displacements (structural parameters). Global parameters are not sufficient to give a comprehensive understanding of the dynamical properties of postural fluctuations as temporal organisations are ignored (e.g., Stergiou & Decker, 2011).

To quantify the amount of sway we choose temporal (standard deviation SD [UL] and mean velocity  $\bar{v}$  [UL]), spatiotemporal (length of COP path LP [UL] and length of normalised COP path called Turn) and spectral (50% and 80% power frequency  $f_{50}$ ,  $f_{80}$  [Hz]) parameters. Spectral parameters were extracted from the power spectral density (PSD) which was estimated using Welch's method with the following input parameters: hamming window (length  $w = 1930$ ), 50% overlap, and  $nfft = 2048$ . The integral (area under the PSD-curve) was approximated with the trapezoidal rule and then the frequency below which  $p\%$  ( $p = 50, 80$ ) of the total power is found was calculated. To learn more about the structure of the time series Wavelet Transform (WT) and Multiscale Entropy (MSE) were applied. For a detailed description of method application see our

recently published paper (Kirchner *et al.*, 2012) and references therein. Here, we only point to some important aspects.

WT is a powerful tool to analyse postural sway as it reveals the intermittent activity of neuromuscular feedback loops at different time scales (Chagdes *et al.*, 2009, Zhang, 2006). Mathematically, the wavelet decomposition is a convolution of the time series with wavelets of different scales  $a$  and translations  $b$ . Let  $x(t)$  denote the time series and  $\psi(t)$  the mother wavelet. Then the wavelet coefficient  $W_{a,b}$  at scale  $a$  and time instant  $b$  is given by (Addison, 2002)

$$W_{a,b} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi_{a,b}^*(t) dt, \quad \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{Eq. 1}$$

where  $*$  denotes the complex conjugate of a function. As proposed by Zhang, a Coiflet wavelet function (Coif1) is taken as mother wavelet with centre frequency  $f_c = 0.8$  (Zhang, 2006). The scale values  $a = 2^j$  ( $j = \text{level}$ ) appoint how much the wavelet is compressed or stretched compared to  $\psi$ . Low scales correlate with high frequencies as they compress the wavelet according to  $f_a = [(f_c \cdot 100)/a]$  which is the corresponding frequency to scale  $a$ . We excluded frequencies above the range of interest by starting with  $j = 4$  ( $f_{2^4} = 5 \text{ Hz}$ ). The highest level included was  $j = 12$  ( $f_{2^{12}} = 0.02 \text{ Hz}$ ) due to the total recording length. For every scale  $j$  ( $a = 2^j$ ) the wavelet coefficients  $W_{a,b}$  (Eq. 1) were used to compute the energy content  $E(j)$  which was expressed as a percentage of the total energy  $E_{total}$

$$E(j)[\%] = \left[ \left( \sum_{b=1} W_{a,b}^2 \right) / E_{total} \right] \cdot 100. \quad \text{Eq. 2}$$

The Multiscale Entropy (MSE), developed by Costa *et al.*, is a method to quantify the regularity of a time series on different time scales (Costa *et al.*, 2002). It calculates the sample entropy (SaEn) of consecutive coarse-grained time series and finally plots the entropy values as a function of scale  $i$  (MSE curve). SaEn was introduced by Richman & Moorman to estimate the degree of surprise in a signal: a pure deterministic signal yields a low entropy value whereas a completely random signal gives a high value (Richman & Moorman, 2000). To reduce the data volume, signals were downsampled to 20Hz which still



allows to map the typical time-length scales of the COP signal. In addition, MSE was applied to both, COP position and increment ( $COP_v$ ) data, to account for the apparent nonstationarity of COP time series (Carroll & Freedman, 1993). MSE can give misleading results when “outliers” are present (Costa *et al.*, 2005). As the increment data can be assumed to be much more stationary (Kantz & Schreiber, 2005, Ch13), it was used to cross-check results. The choice of the input parameters ( $m, r$ ) for the SaEn algorithm was geared to the guidelines of Ramdani *et al.* and therefore based on the computation of  $SaEn_1$  ( $SaEn_i$  = value on scale  $i$ ) (Ramdani *et al.*, 2009). With  $m = 2$  we got  $r = 0.15$  for COP position and  $r = 0.4$  for COP increment data. The largest scale ( $i_{max}$ ) in the MSE algorithm was determined by the length of the time series. With signals consisting of  $20s^{-1} \cdot 58s = 1160$  data points we chose  $i_{max} = 10$  which corresponds to a time scale of 1.74 s.

### 7.2.2 Insole pressure measurement

WirelessMedilogic<sup>®</sup> foot pressure insoles were used to record the load under each foot inside the shoe. Data were sampled at 100Hz and used to quantify the relative load on each foot in the different standing conditions. For this purpose, we summed up the pressure values of all sensors per time separately for the left and right insole and calculated the load ratio, which led to the discrete time series  $\{p_{t_i}\} = \{(p_1/p_2)_{t_i}\}, i = 1, \dots, T$  with  $T = 58s \cdot 100s^{-1} = 5800$ . Then the mean ratio over time of the more loaded foot to the less loaded foot was determined. Hence,

$$p_{ratio} = \frac{1}{5800} \sum_{i=1}^{5800} p_{t_i} \quad \text{Eq. 3}$$

which was replaced by  $(p_{ratio})^{-1}$  in the case of  $p_{ratio} < 1$  in Equation 3. A pressure ratio of  $p_{ratio} = 1$  corresponds to equal loaded feet. By means of a one-sample t-test we tested the null hypothesis of equal loaded feet ( $\mu_0 = 1$ ). Furthermore, we calculated the coefficient of variation (CV) of the time series  $\{p_{t_i}\}$  in order to determine the amount of variability of loading. A high CV value is connected with increased load shifting.

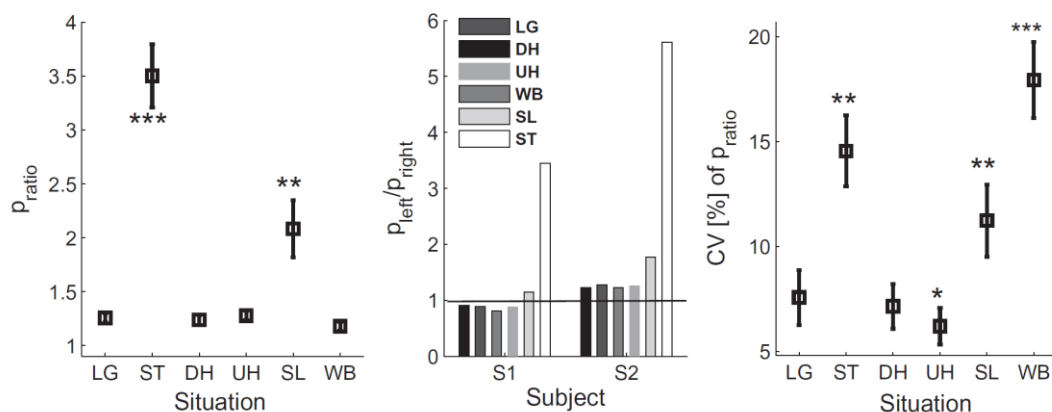
### 7.2.3 Statistic

COP parameter values were averaged across trials (three per standing situation) for every subject and situation. The Shapiro Wilk test mainly resulted in a rejection of the null hypothesis of normal distributed data. So the nonparametric Wilcoxon test was consistently used to statistically compare LG to the other stance conditions with a significance level  $\alpha = 5\%$ . To account for multiple comparisons we applied Holm-Bonferroni-adjustments (HB) on the obtained P-values ( $\alpha_i = \alpha(k - i + 1), k = \#tests$ ). It is  $\alpha_1 = 0.05/5 = 0.01$  due to the five comparisons. The statistical analysis was done in SPSS<sup>®</sup> 17.0 whereas all the other computations were conducted in MATLAB<sup>®</sup> R2008b as well as the compilation of the graphics.

## 7.3 Results

### 7.3.1 Pressure ratio

Equal loading of both feet corresponds to a pressure ratio (Eq. 3) of  $p_{ratio} = 1$ . The results indicate that in all stance conditions subjects constantly put more load on one foot e.g., in LG it is  $p_{ratio} = 1.26 \pm 0.15$  (Figure 7.2). As signified by one-sample t-tests, the sample mean of  $p_{ratio}$  is different ( $T_{12} > 4, P \leq 0.002$ )



**Figure 7.2** Left: Sample mean  $\pm$  standard error of  $p_{ratio}$ , which is the load proportion of the more loaded to the less loaded foot (Eq.(3)). Middle: Examples of pressure ratios (left vs. right foot) of two subjects. Right: Sample mean  $\pm$  standard error of the coefficient of variation (CV) of  $p_{ratio}$ . Significant differences with respect to level ground standing (LG) are indicated with stars (\* $P < 0.05$ , \*\* $P < 0.01$ , \*\*\* $P < 0.001$ ).

from  $\mu_0 = 1$  irrespective of the task. In the situations LG, DH, UH, and WB either the right (eight subjects: e.g., S1 in **Figure 7.2**) or the left (five subjects: e.g., S2 in **Figure 7.2**) foot is constantly more loaded. As expected for ST and SL posture, the right foot is unloaded in favour of the left foot in all participants. Note that the right foot was the upper one in both situations (**Figure 7.1**). We found that on average the upper foot bears  $\approx 22.2\%$  of body weight with respect to ST posture and  $\approx 32.5\%$  of body weight concerning SL posture. This is significantly different ( $Z < -3.07, P \leq 0.002$ ) from the load ratio in LG. With respect to the amount of variability, quantified by the coefficient of variation (CV), we found significantly (after HB adjustment) higher values for ST, SL and WB posture ( $Z < -2.9, P \leq 0.003$ ) and smaller values for UH posture ( $Z = -2.4, P = 0.019$ ) compared to our reference position LG.

### 7.3.2 COP data - Global parameters

Concerning the global analysis, an augmentation of parameter values for the different surface conditions compared to LG is found (**Table 7.1**). Significantly higher standard deviations after Holm-Bonferroni-adjustments (HB) are observed for WB and with respect to SD<sub>x</sub> also for ST. The parameters mean velocity, path length and turn result in significantly higher values for nearly all conditions compared to LG (**Table 7.1**). With regard to the frequency parameters

**Table 7.1.** Sample median (inter quartile range) of the global parameters and of the complexity index (CI), derived from MSE-analysis, for all surface conditions (x = medial-lateral, y = anterior-posterior). Significant differences with respect to level ground standing (LG) are indicated with stars (\* P < 0.05, \*\* P < 0.01, \*\*\* P < 0.001). Values which are significant after Holm-Bonferroni-adjustments ( $\alpha_1 = 0.05/5$ ) are underlined.

Parameter	LG	ST	DH	UH	SL	WB
SD <sub>x</sub> [UL]	.020 (.014)	.037 (.009)***	.019 (.011)	.017 (.012)*	.029 (.017)*	.069 (.019)***
SD <sub>y</sub> [UL]	.036 (.009)	.041 (.021)	.035 (.016)	.031 (.016)	.035 (.007)	.084 (.043)***
$\bar{v}_x$ [UL/t]	.034 (.013)	.123 (.061)***	.036 (.02)	.037 (.02)	.053 (.02)***	.158 (.069)***
$\bar{v}_y$ [UL/t]	.067 (.02)	.121 (.074)***	.091 (.045)***	.085 (.038)**	.085 (.046)***	.224 (.091)***
LP [UL]	4.78 (1.85)	10.87 (6.16)***	6.00 (3.09)***	5.68 (2.72)*	6.29 (2.97)***	18.23 (6.87)***
Turn	173.0 (55.8)	287.3 (53.2)***	207.0 (90.8)***	256.5 (94.7)***	227.4 (54.2)**	224.0 (51.7)
$f50_x$ [Hz]	.10 (.08)	.21 (.12)***	.16 (.10)*	.11 (.12)*	.15 (.08)	.21 (.07)**
$f50_y$ [Hz]	.13 (.04)	.16 (.07)	.20 (.06)**	.21 (.14)**	.21 (.11)*	.16 (.07)
$f80_x$ [Hz]	.29 (.21)	.62 (.24)***	.34 (.18)	.29 (.28)	.34 (.17)	.46 (.15)*
$f80_y$ [Hz]	.34 (.11)	.51 (.33)*	.46 (.25)**	.51 (.31)**	.54 (.26)*	.41 (.20)
CI <sub>x</sub>	10.18 (3.82)	17.46 (1.73)***	11.56 (4.49)	11.34 (4.31)	12.83 (2.73)	14.93 (1.75)**
CI <sub>y</sub>	12.75 (1.45)	14.36 (3.54)	14.87 (2.95)**	15.16 (3.85)**	15.65 (3.00)**	14.70 (2.58)
CI <sub>v<sub>x</sub></sub>	8.60 (1.91)	9.60 (1.01)***	9.06 (1.59)	8.82 (1.19)	9.80 (1.84)*	9.91 (.58)**
CI <sub>v<sub>y</sub></sub>	10.23 (.89)	8.35 (1.50)**	9.66 (.85)*	9.81 (1.45)*	9.49 (1.51)	9.21 (1.21)*

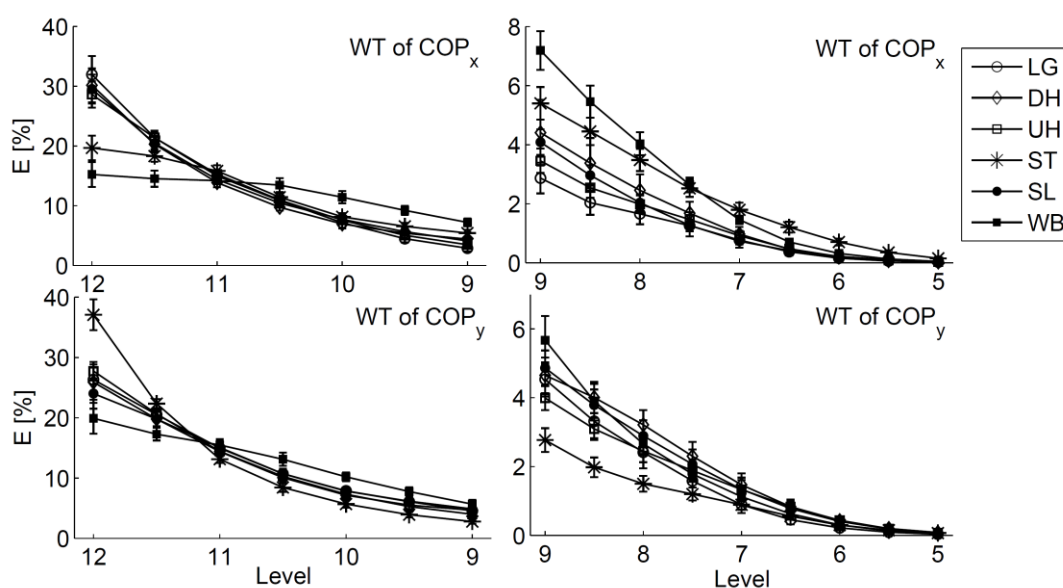
only few differences are significant after HB correction. That is, for  $COP_y$  the inclined surfaces (DH, UH) and for  $COP_x$  the ST condition (**Table 7.1**).

### 7.3.3 COP data - Wavelet transform

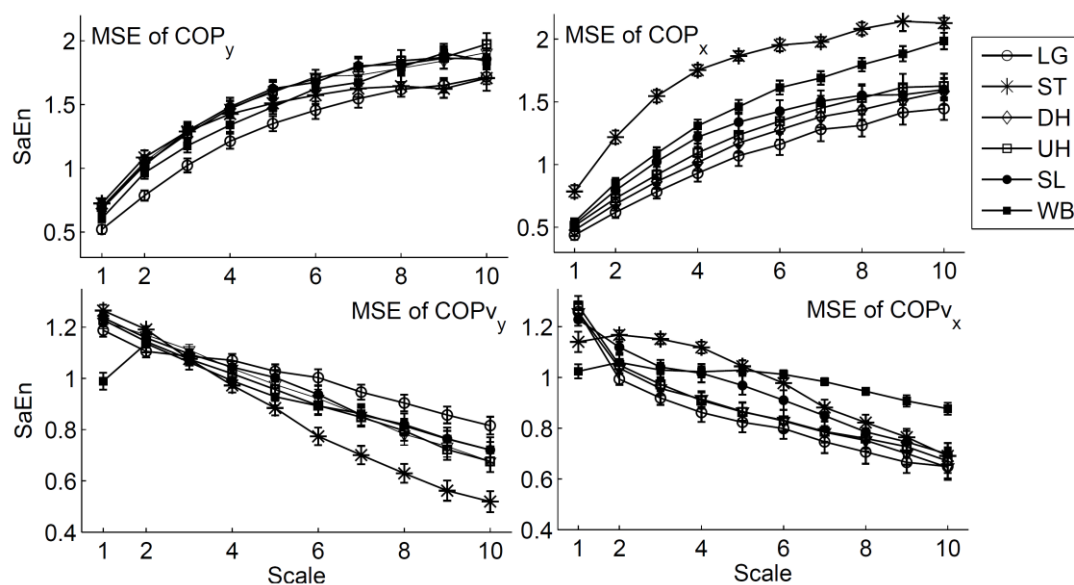
The percentage of energy content (Eq. 2) is distributed over the frequency band from level  $j = 12$  ( $f_{2^{12}} \hat{=} 0.02 \text{ Hz}$ ) to level  $j = 5$  ( $f_{2^5} \hat{=} 2.5 \text{ Hz}$ ) for all surface conditions and shows a decrease from long to short time scales (**Figure 7.3**). The comparison of energy distribution between conditions results in different characteristics for both COP dimensions. In x-dimension condition LG, UH, DH and SL has more percental energy in the low frequency band ( $j = 11 - 12$ ) and less percental energy for  $j < 11$  compared to ST and WB. LG has the least percental energy for  $8 \leq j < 10$  which is approached by SL for  $j > 8$ . The graphs of ST and WB cross two times (level 11 and 7.5). For most frequency bands it is  $E_{DH} \geq E_{UH}$ . In y-dimension ST has the most percental energy in the low frequencies band ( $j = 11 - 12$ ) and the least percental energy for  $7 \leq j < 11$  compared to all the other conditions. For WB it behaves vice versa except for  $j = 7 - 8$  where  $E_{DH}$  lies above all the others. The relationship between DH and UH is:  $E_{DH} \leq E_{UH}$  for  $j = 11 - 12$  and  $E_{DH} \geq E_{UH}$  for  $j < 11$ .

### 7.3.4 COP data - Regularity

**Figure 7.4** presents the results of the MSE analysis with regard to the different conditions. Two aspects were taken into account: the area under the curve (complexity index = CI) and the shape of the curve. The comparison of CI values leads to significantly higher values for ST, WB ( $COP_x$ ) and for DH, UH, SL ( $COP_y$ ) after H B correction (**Table 7.1**). Concerning the increment data ( $COP_v$ ) significant differences are obtained for ST in both COP directions and for WB concerning lateral sway (**Table 7.1**). Additional information are received by looking at the MSE-curve progression.  $COP_y$  displacements produce lower SaEn values for LG on nearly all scales compared to the other surfaces. Only the ST condition approached LG at higher scales. In x-direction, the line belonging to



**Figure 7.3** Sample mean  $\pm$  standard error of the energy content per level (left: high levels  $\hat{=}$  low frequency range; right: low levels  $\hat{=}$  high frequency range) in relation to the total energy (Eq. 2) of the COP position time series ( $x$  = medial-lateral,  $y$  = anterior-posterior).



**Figure 7.4** Sample mean  $\pm$  standard error of Sample Entropy (SaEn) values plotted against scale for COP position (top) and COP increment (bottom) time series with respect to medial-lateral  $x$  (left) and anterior-posterior  $y$  (right) sway direction.

ST lies above all the others which start ( $i = 1$ ) at a similar value (about 0.5) and then expand. WB augments the most and approaches the level of ST at the end ( $i = 10$ ). The increment time series in y-direction resulted in similar MSE-curves for DH, UH and SL. The line of WB starts at a lower value but then approaches the others, whereas it is vice versa for ST. That is, a similar value at the beginning followed by a decrease. In x-direction the lines of DH and UH behave alike. The line of SL stays above DH and UH for  $i = 2 - 6$ . For ST the MSE-curve starts at a lower value but augments in the middle scale range before approaching the other lines. WB results in the lowest value for  $i = 1$  but nearly remained on that level.

## 7.4 Discussion

The objective of this study was, to evaluate postural control concerning different postural configurations. Thus, we investigated limb load asymmetry and COP movement pattern and found task dependent postural control strategies.

### 7.4.1 Limb load characterisation

By means of pressure insoles we controlled limb loading of the feet in each condition. Similar to Blaszczyk *et al.* we found limb load asymmetry in the control condition LG (quiet stance on an even surface, eyes open, elderly subjects) (Blaszczyk *et al.*, 2000). The authors found an increase of the asymmetry in the elderly (vs. young subjects) as well as with eyes closure and concluded that asymmetrical loading is a compensatory adjustment to regain equilibrium (Blaszczyk *et al.*, 2000). It eases the decision which foot to take for a compensatory step e.g., to regain stability after being perturbed. This may be a preventive strategy to counteract balance loss. In contrast, Wang & Newell did not find load asymmetry in young subjects in side-by-side stance ( $\cong$  LG) but more load on the rear foot in stride positions (Wang & Newell, 2012). They further pointed to a step-initiation-strategy. We found similar load asymmetry in LG, DH, UH and WB postures which indicates a consistent control strategy irrespective of the balance demands. This is underlined by the fact that subjects preferred forcefully one side in all situations. As WB is obviously a more instable

situation, our results do not support the idea that load asymmetry mandatory increases with instability. This is probably due to an increase of coordination stabilisation with asymmetrical loading as shown by Wang & Newell (Wang & Newell, 2012). A larger amount of variability (CV of  $p_{ratio}$ ) in the loading behaviour in ST, SL and WB postures indicates an increased load shifting instead. Winter *et al.* found that hip load/unload mechanisms more frequently occur in stride positions which is partly similar to our ST posture (Winter *et al.*, 1996). Wang & Newell showed that asymmetrical loading on the feet affects the coordination dynamics which is e.g., reflected in altered COP pattern (Wang & Newell, 2012). By means of a force plate, we shed light on COP movement characteristics to get a better understanding of postural control mechanisms in elderly subjects.

#### 7.4.2 COP data - Global parameters

The augmentation of the sample median of SD and LP suggests a smaller posturogram when standing on the level ground (LG). This indicates larger COP displacements in the alternative surface conditions. One has to be cautious with the interpretation, as larger posturograms cannot be directly linked to less stability (Newell *et al.*, 1993, Granata & England, 2007, Stergiou & Decker, 2011). Exploratory experiences are beneficial in order to effectively respond to an ever-changing environment (Chagdes *et al.*, 2009; Riccio, 1993). In addition, the “dynamic” task of standing on the balance board produces movements which infer an augmentation of COP displacements. Significantly higher  $\bar{v}_y$  for all surfaces compared to LG suggests that on average faster sway along the y-axis is necessary to cope with the demands. In contrast,  $\bar{v}_x$  is only significantly higher for ST, SL, WB compared to LG. One can assume that these are situations where the constraints along the x-axis are altered. Obviously, velocity variables are sensitive to altered stance configurations. This is in accordance to previous findings which indicate that velocity information is the most accurate form of sensory information to stabilise posture with velocity variables being better able to detect changes in stance conditions (Prieto *et al.*, 1996, Jeka *et al.*, 2004, Delignières *et al.*, 2011). The augmentation of the sample median of the frequency parameters ( $f_{50}$ ,  $f_{80}$ ) suggests at a smaller frequency band in LG. This could correspond to less sharp postural commands or the generation of



slower postural saccades. We found a significantly larger frequency band for ST concerning  $COP_x$  and for DH, UH concerning  $COP_y$ . Our findings support the inference that the main challenge for postural stability on a step seems to be the lateral sway direction. This is in line with the results of Sims & Brauer who showed that a step up task (step of height 15 cm) is a greater challenge to balance control in medial-lateral direction than a step forward task (Sims & Brauer, 2000). Similar to Mezzarane & Kohn we found that standing on an inclined surface challenges y-sway as it is reflected by altered  $COP_y$  properties (Mezzarane & Kohn, 2007).

We suggest task specific COP movement characteristics where the two sway directions ( $x, y$ ) are affected differently. Interpretations based solely on global parameters are limited as these parameters fail to account for the time-dependent mechanisms underlying COP variability. To gain better insight into the dynamic pattern, the investigation of structural changes is helpful. As shown by Mezzarane & Kohn fast and slow mechanisms of balance control, corresponding to changes in short- and long-term systems of postural control, are affected differently when standing on an inclined compared to an even surface (Mezzarane & Kohn, 2007). Beyond the comparison of an inclined and even surface, we investigated COP movement dynamics in different stance configurations with other biomechanical constraints.

#### 7.4.3 COP data - Structural parameters

The results of  $f_{50}$ ,  $f_{80}$  are confirmed by WT. That is, COP fluctuations are mainly characterised by low frequencies (below 2Hz) irrespective of the task. This means that primarily slow postural changes are present. Furthermore, we found that the modulations take place on several time scales which may indicate the re-weighting of sensory information (Oie *et al.*, 2002, Chagdes *et al.*, 2009). Sway characteristics in y-direction are given by a dominant low frequency band for ST. When standing with one foot on a step, subjects obviously conduct mainly slow or few postural changes in y-direction. This can be traced back to the altered foot placement - similar to a stride position - which results in a modified BOS and asymmetrical loading of the feet. In contrast, standing on the wobbling board led to more frequent changes due to the translations caused by the instable platform. For DH, UH and SL there is nearly no difference to LG.

But we can confirm the results of Mezzarane & Kohn (Mezzarane & Kohn, 2007). That is,  $E_{UH} > E_{DH}$  for low frequencies (<0.04Hz) and  $E_{UH} < E_{DH}$  for middle frequencies (about 0.1 – 0.6Hz). Normally, upright stance on an even surface is characterised by a forward leaned body (Mezzarane & Kohn, 2007). Due to the ankle anatomy, people have a constrained range of backward motion. In DH posture, subjects are further dragged to move forward which soon results in an unstable position which has to be corrected. Here, the main goal of the postural control system is the prevention of a potential forward fall (Mezzarane & Kohn, 2007). Pollock *et al.* remark that the human body has the inherent ability to sense the threat to stability and to use muscular activity to counteract the force of gravity in order to prevent falling (Pollock *et al.*, 2000). It can be assumed that subjects more frequently correct their position in the DH situation to counteract unstable positions. In the x-direction, ST and WB are conspicuous. Here, more weight is put on higher frequencies compared to LG which indicates a higher rate of postural changes. Interestingly, we found three crossings:  $E_{WB} < E_{ST} < E_{LG}$  for  $j \geq 11$ ,  $E_{LG} < E_{ST} < E_{WB}$  for  $8 \leq j < 11$  and  $E_{ST} < E_{WB} < E_{LG}$  for  $j = 5 - 7$ . It seems that for the ST condition fast movements along the x-axis and slow movements along the y-axis are necessary for postural control. ST posture is characterised by a stride position which results in an altered BOS. Here the upper foot is nearly unloaded (on average 22.2% of body weight). Wang & Newell showed that asymmetrical loading on the feet affects the coordination dynamics and the difficulty raises to stabilise the coordination (Wang & Newell, 2012). The tasks LG, DH, SL, UH are very similar in the low frequency band ( $j > 11$ ). Again, the tendency that DH produces higher frequencies (specific band  $7 \leq j < 9$ ) emphasises the need to employ more frequent postural corrections in this situation. Concerning body sway along the y-axis, we clearly found that standing on an even surface produces the most regular motor output on all time scales. In terms of the postulated relation between COP regularity and the amount of attention invested (Donker *et al.*, 2007), this indicates that in the LG condition subjects invest more attention to control their posture. As subjects were forced to concentrate on their stance position within all situations, these results suggest that controlling posture is easier when standing on an even surface. In terms of complexity, which can be linked to a rich structure on several time scales (Duarte & Sternad, 2008), our results confirm the intuition that LG is a less complex situation. With respect to

COP movements in x-direction, we found more regularity for LG as well. ST showed the most irregular behaviour on all time scales which again suggests complex motor output. Our results support the idea that the change of complexity is not unidirectional but organising the dynamics of the motor output is task dependent (van Emmerik & van Wegen, 2002, Vaillancourt & Newell, 2002). Together with the aforementioned results (global parameters and WT) it seems that controlling lateral sway is more demanding when standing with one foot on a step. This is an important point in the study of falls and supports the need for therapeutic interventions that focus on the problem of lateral instability (Rogers & Mille, 2003). Stability loss in lateral direction is difficult to recover from because a corrective step to the side is hardly possible. In addition, it has been shown that the decline of balance control in the elderly affects primarily the lateral sway direction (Maki *et al.*, 1994). WB shows more irregular behaviour on larger time scales. Thus, subjects control sway on small time scales but not in the long-run which can be traced back to the altered dynamics due to the unstable platform. The tendency (scale 3 to 6) that SL lies above UH, DH and LG confirms previous results that lateral sway control is obviously altered in this standing position. In addition to the conclusions of Wang & Newell, that the system explores more in a staggered or tandem stance, we found that exploring the space is not as regular as in LG posture (Wang & Newell, 2012). Wang & Newell argued that in staggered or tandem stances it is more difficult to retain the coordination dynamics (Wang & Newell, 2012). According to the authors, these are the less practiced postures and the system needs to learn how to maintain the postural balance. To cross-check results of the MSE-analysis, we have performed the same analysis with regard to COP increment data. Increment signals describe the rate of change or the velocity of COP movements and can be assumed to be more stationary. Thus, artefacts of the analysis are limited. Again, we found task-dependent sway dynamics where ST and WB are the most conspicuous. Interestingly, the difference of SL to the other situations for lateral sway can be reinforced. In addition, the relation of ST and WB (crossing of curves) fits to the results of the wavelet transform.

## 7.5 Conclusion

Our study confirms the intuition that altered support surfaces lead to modified motor outputs. The situations mostly infer an amplification of COP displacements. In addition, we found task-dependent temporal organisations of COP motion. It could be learned that postural control activities in x- and y-direction are not modified in the same manner. The demand for both sway directions depends on the standing task. Hence, we suggest for the analysis of postural control 1. to include both sway directions separately into the analysis, and 2. to apply measures from the global and structural analysis with respect to both, COP position and increment data. Looking ahead, a big challenge will be the choice of COP measures in combination with the standing task and the concerned population. For instance, it could be shown that the measurement duration strongly influences the outcome of COP measures (Duarte & Sternad, 2008, van der Kooij *et al.*, 2011, Kirchner *et al.*, 2012). In addition, we have shown recently, that the factor loading structure of COP parameters changes when subjects perform a dual-task (Schubert *et al.*, 2012a,b). Hence, recommendations for the choice of COP measures have to be adjusted to the particular standing task or to the overall setting of the study. This is an important point, as for several application (e.g., diagnosis of balance disorders) it is beneficial to have a minimal setting with the requirement of maximal information about the system.

To conclude, the present study reinforces that one measure of balance is not enough to predict the failure of the system in a given environment. Effective assessment and rehabilitation of balance disorders will benefit from the comprehensive analysis of postural control.

## 8 ELLIPSE AREA CALCULATIONS AND THEIR APPLICABILITY IN POSTUROGRAPHY

### Abstract

The quantification of postural sway is considered to be an essential part of posturography and is important for research and clinical utility. A widely used method to calculate the scatter of center of pressure data is an ellipse that encloses about  $100(1 - \alpha)\%$  of the observations. However, underlying definitions and terminologies have been misused in many cases. Hence, outcomes of different studies are proved to be incommensurable. In order to attain inter-study comparability, standardization of calculation methods has to be advanced. This work features a comprehensive and consistent overview of the methods for elliptic area approximation contrasting general principles of confidence and prediction regions. As a result, we recommend the usage of the prediction ellipse, as far as we demonstrate that confidence ellipses emerge to be inappropriate for posturographic scatter evaluation. Furthermore, we point at problems that come along with different sample sizes.

*Keywords:* posturography, postural control, CoP area calculation, prediction ellipse, confidence ellipse

Published as

Schubert P, Kirchner M (2014) Ellipse area calculations and their applicability in posturography. *Gait Posture* 39(1): 518-522.

doi: 10.1016/j.gaitpost.2013.09.001.

## Zusammenfassung

Die Berechnung der posturalen Schwankungen wird als ein essentieller Teil der Posturografie angesehen und ist wichtig für die Forschung und bei der klinischen Durchführung. Eine häufig benutzte Methode die Verteilung der Center-of-Pressure-Daten zu berechnen, ist eine Ellipse, die ungefähr  $100(1 - \alpha)\%$  der Beobachtungspunkte einschließt. Jedoch wurden zugrundeliegende Definitionen und Terminologien in vielen Fällen falsch benutzt. Daher sind die Outcomes verschiedener Studien nicht vergleichbar. Um eine Interstudienvergleichbarkeit zu gewährleisten, muss die Standardisierung der Berechnungsmethoden weiter vorangetrieben werden. Diese Arbeit stellt einen umfassenden und konsistenten Überblick der Methoden zur Approximation von Ellipsenflächen bereit, wobei generelle Prinzipien von Konfidenz- und Prädiktionsellipsen gegenübergestellt werden. Als Ergebnis empfehlen wir die Verwendung der Prädiktionsellipse, da wir demonstrieren, dass Konfidenzellipsen unbrauchbar für die posturographische Beurteilung der Verteilungsdaten sind. Ferner zeigen wir Probleme auf, die mit unterschiedlichen Stichprobengrößen einhergehen.

Schlüsselwörter: Posturografie, Posturale Kontrolle, CoP Flächenberechnung, Prädiktionsellipse, Konfidenzellipse

## 8.1 Introduction

If a subject is asked to stand as still as possible on a force plate, small oscillations of the center of pressure (COP) can be observed (Latash, 2008). Quantification of these fluctuations is considered to be an essential part of posturography and is important for research and clinical utility (Visser et al., 2008). Among a great variety of parameters the computation of sway area is a traditional and widely used method. A geometrically simple figure is an ellipse that encloses about  $100(1 - \alpha)\%$  of the observations in the scatter plot (Sokal & Rohlf, 1995). However, as an ellipse including this characteristic cannot be univocally constructed, terminologies have to be formulated more precisely. However, with respect to literature, definitions and terminologies have been misused in many cases. For instance, Prieto *et al.* (1996) and Prieto & Myklebust (1993) use the term ‘confidence ellipse’ (Prieto et al., 1996, Prieto & Myklebust, 1993); however, underlying calculations are conceptually referred to ‘prediction ellipses’ which was spuriously adopted by several authors (Jørgensen et al., 2011, Cavalheiro et al., 2009, Chiari et al., 2002, Rocchi et al., 2002, Chiari et al., 2000). Both terms are the bivariate analogs of the univariate views on confidence and prediction intervals with different prerequisites and underlying formulas. Moreover, some confusion prevails concerning calculation methods. As in the past computations implemented regression analysis, more recent investigations are based on the theories of principal component analysis (PCA) in order to gain uniqueness of the ellipse. The latter method is proposed by Oliveira *et al.* (1996) which to their point of view “does not appear to have been considered for this purpose before” (Oliveira et al., 1996). First, the introduced procedure can be reduced to an eigenvalue problem. Second, similar procedures have been published by others yet (Prieto & Myklebust, 1993, Takagi et al., 1985).

The quite simple formulas and procedures were unnecessarily complicated by many authors and it can be shown that they could be merged into each other. In addition, some formal mistakes regarding published equations (Prieto et al., 1996, Cavalheiro et al., 2009, Moghadam et al., 2011) are revealed. Inter-study comparisons in posturography require adequate standardization of the calculation methods. This work features a comprehensive and consistent overview of the methods for elliptic area approximation contrasting the principles of confidence and prediction ellipses.



## 8.2 Basic considerations

For this purpose, we have to differentiate between the construction of confidence and prediction regions. Therefore, we present basic assumptions from a statistical point of view. Subsequently, we refer specifically to area calculation of confidence and prediction ellipses.

### 8.2.1 Confidence and prediction intervals

First, we would like to reduce the distinction to the univariate case (Proschan, 1953). In practice, the population mean  $\mu$  and its standard deviation  $\sigma$  are not known. One estimates the true population mean  $\mu$  from the observed data and asks how good the estimation is. When  $\bar{x}$  is the sample mean, one would like to define a region around  $\bar{x}$  which covers with  $100(1 - \alpha)\%$  of probability the true value  $\mu$ . Let  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  be the estimation function. According to the central limit theorem  $\bar{X}$  follows a normal distribution. That is,  $\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$  which results in  $(\bar{X} - \mu) \sim N\left(0, \frac{\sigma^2}{n}\right)$ . Denote a random variable  $Z_C = \bar{X} - \mu$  with mean 0 and standard deviation  $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ . Then we can define

$$P\left(-z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \leq \frac{Z_C}{\sigma/\sqrt{n}} \leq z_{(1-\frac{\alpha}{2})}\right) = 1 - \alpha, \quad (eq.1)$$

with  $z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$  being the  $(1 - \frac{\alpha}{2})$ -quantile of the standard normal distribution.

This can be transformed into

$$P\left(\bar{X} - z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha. \quad (eq.2)$$

With respect to a realization based on a sample of size  $n$  where the unknown standard deviation  $\sigma$  is estimated by  $s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$  the confidence interval is given by (Proschan, 1953)

$$\left[ \bar{x} - t_{(1-\frac{\alpha}{2}),n-1} \frac{s}{\sqrt{n}}; \bar{x} + t_{(1-\frac{\alpha}{2}),n-1} \frac{s}{\sqrt{n}} \right], \quad (eq. 3)$$

with  $t_{(1-\frac{\alpha}{2}),n-1}$  being the  $(1 - \frac{\alpha}{2})$ -quantil of the t-distribution with  $(n - 1)$  degrees of freedom. The t-distribution converges against the normal distribution for large  $n$ . The confidence interval determines a region which covers with  $100(1 - \alpha)\%$  of probability the unknown population mean.

In contrast, prediction intervals estimate an unknown future observation from the statistic of the observed sample. The task is to create limits to the sample mean  $\bar{x}$  so that with  $100(1 - \alpha)\%$  of probability the future observation will fall into the prediction interval. Let  $Z$  be a new single observation. We define a random variable  $Z_p = Z - \bar{X}$  with mean 0 and standard deviation  $\sigma \cdot \sqrt{1 + \frac{1}{n}}$ . As before (eq. 1) we have

$$P\left(-z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \leq \frac{Z_p}{\sigma \cdot \sqrt{1 + \frac{1}{n}}} \leq z_{(1-\frac{\alpha}{2})}\right) = 1 - \alpha, \quad (eq. 4)$$

which gives a prediction interval (Proschan, 1953)

$$\left[ \bar{x} - t_{(1-\frac{\alpha}{2}),n-1} s \sqrt{1 + \frac{1}{n}}; \bar{x} + t_{(1-\frac{\alpha}{2}),n-1} s \sqrt{1 + \frac{1}{n}} \right]. \quad (eq. 5)$$

Confidence intervals will shrink as the sample size  $n$  increases because  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{\sqrt{n}} = 0$ . Prediction intervals, on the other hand, will have a limit of  $(z_{(1-\frac{\alpha}{2})} \cdot s)$  as it is  $\lim_{n \rightarrow \infty} t_{(1-\frac{\alpha}{2}),n-1} = z_{(1-\frac{\alpha}{2})}$  and  $\lim_{n \rightarrow \infty} \sqrt{1 + \frac{1}{n}} = 1$ . In opposition to confidence intervals, they have to cope with both the uncertainty of the true population mean and the scatter of the sample, which means that the region is on average broader.

### 8.2.2 Confidence and prediction ellipses

The theories on confidence and prediction regions can be extended to the multivariate case. In posturography a bivariate view complies with this purpose (see appendix section c). For large  $n$ , the bivariate confidence region is a confidence ellipse, which can be seen as the contour lines of the bell-shaped mound of the bivariate normal population distribution. Two parameters are required (we denote vectors and matrices in bold letters): the population mean vector  $\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \mu_x \\ \mu_y \end{pmatrix}$  for which the estimate function is  $\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{n} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n X_i \\ \sum_{i=1}^n Y_i \end{pmatrix}$ , and population covariance matrix  $\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{x,y} \\ \sigma_{x,y} & \sigma_y^2 \end{pmatrix}$ , which is estimated by the unbiased sample covariance matrix  $\mathbf{S} = \begin{pmatrix} s_x^2 & s_{x,y} \\ s_{x,y} & s_y^2 \end{pmatrix}$ . The random variable  $\mathbf{Z}_C = \bar{\mathbf{X}} - \boldsymbol{\mu}$  then has mean  $\mathbf{0}$  and covariance  $\frac{1}{n} \boldsymbol{\Sigma}$  (estimated by  $\frac{1}{n} \mathbf{S}$ ). We can write (see appendix section a):

$$P(n \cdot \mathbf{Z}_C^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{Z}_C \leq T_{(1-\alpha), 2, n-2}^2) = 1 - \alpha \quad (\text{eq. 6})$$

where  $(\cdot)^T$  is the transpose and  $T^2$  is the Hotelling T-squared distribution with 2 and  $(n - 2)$  degrees of freedom which forms the multivariate generalization of the t-distribution (Hotelling, 1931). It can be shown that  $T_{2, n-2}^2 = \frac{2(n-1)}{n-2} F_{2, n-2}$ , where  $F_{2, n-2}$  is the Fisher-distribution with 2 and  $(n - 2)$  degrees of freedom (Jackson, 1991). A similar notation to equation 6 can be found in Sokal & Rohlf (1995) (Sokal & Rohlf, 1995). We expect the confidence ellipse covers with a  $100(1 - \alpha)\%$  of probability the true population mean  $\boldsymbol{\mu}$ .

With respect to posturography, we want to describe the ellipse itself. The directions  $x$  and  $y$  are now referred to the medial-lateral and the anterior-posterior component of the COP motion with sample mean  $\bar{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \bar{x} \\ \bar{y} \end{pmatrix}$ . After the division by  $n$  we get

$$(\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{S}^{-1} (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}) = \frac{2(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2}. \quad (\text{eq. 7})$$

The left side can be also merged into

$$\begin{aligned} & \frac{s_x^2 s_y^2}{s_x^2 s_y^2 - s_{xy}^2} \left[ \frac{(\bar{x} - \mu_x)^2}{s_x^2} + \frac{(\bar{y} - \mu_y)^2}{s_y^2} - \frac{2s_{xy}(\bar{x} - \mu_x)(\bar{y} - \mu_y)}{s_x^2 s_y^2} \right] \\ & = \frac{2(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2}. \end{aligned} \quad (eq. 8)$$

This equation can now be solved to get a region around  $\mu_x$  and  $\mu_y$  with a given probability of  $100(1 - \alpha)\%$  as this is preset by the F-value.

An equal form can be looked-up in Rocchi *et al.* (2005) (Rocchi *et al.*, 2005). However, the authors mix the theories of confidence and prediction ellipses as they talk of confidence but calculate prediction ellipses. The right side of equation 8 demonstrates a coefficient which limits the size of the confidence ellipse. With larger n its size will shrink:  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2(n-1)}{n(n-2)} = 0$  (for  $n > 101$  the coefficient is less than 0.01). If the experimenter wants to describe the scatter or covariation of the data, a prediction ellipse will be more appropriate. Consider  $\mathbf{Z}$  as a vector of a new observation and  $\mathbf{Z}_p = \mathbf{Z} - \bar{\mathbf{X}}$  a random variable with mean 0 and covariance  $(1 + \frac{1}{n})\mathbf{\Sigma}$ . Then, the probability of the prediction region can be denoted as

$$P\left(\left(1 + \frac{1}{n}\right)^{-1} \cdot \mathbf{Z}_p^T \mathbf{S}^{-1} \mathbf{Z}_p \leq T_{(1-\alpha), 2, n-2}^2\right) = 1 - \alpha. \quad (eq. 9)$$

Multiplying the factor  $\frac{n+1}{n}$  the equation for the prediction ellipse is then defined by (Chew, 1966):

$$(\mathbf{z} - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{z} - \bar{\mathbf{x}}) = \frac{2(n+1)(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2}. \quad (eq. 10)$$

For large n it is  $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2(n+1)(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2} = 2F_{(1-\alpha), 2, n-2}$  (for  $n > 202$  the coefficient is less than 1.01). The right side approaches the Chi square distribution with 2 degrees of freedom:  $\lim_{n \rightarrow \infty} 2 \cdot F_{(1-\alpha), 2, n-2} \sim \chi_{(1-\alpha), 2}^2$ . The bivariate prediction region is an ellipse that covers with  $100(1 - \alpha)\%$  of probability the future observation  $\mathbf{Z}$ . A  $100(1 - \alpha)\%$  prediction region for the next observation is identical to a  $100(1 - \alpha)\%$  tolerance region of type 2, due to the following definition:

A bivariate tolerance region is an ellipse such that the expected value of the proportion of the population contained in the ellipse is exactly  $100(1 - \alpha)\%$  (Chew, 1966).

The constructions of confidence and prediction regions differ in their assumptions. Both regions are located around the sample mean; however, they describe different aspects of the sample. As we have separated the theories of confidence and prediction regions we now turn towards the main issue: the area calculation of confidence and prediction ellipses.

### 8.2.3 Area calculation

It is known from analytical geometry that the area  $A_E$  of an ellipse is defined as the product of the principal axes with pi:

$$A_E = \pi ab \quad (eq. 11)$$

The prime task is henceforth to get the principal axes of the ellipse. There are two possibilities to define the major axis of the ellipse. By means of regression analysis one can find an axis that passes through the point  $(\bar{x}, \bar{y})$  so that the deviation of observed values from regression is minimal (Sokal & Rohlf, 1995). However, deviations are defined parallel to the abscissa which gives two different solutions:  $x$  is drawn versus  $y$  or vice versa, as demonstrated by e.g., Oliveira *et al.* (1996) (Oliveira *et al.*, 1996). So, another criterion should be that deviations are at right angles to the major axis itself and are at minimum. This will lead to an eigenvalue problem which involves the determination of the eigenvalues  $\lambda_1$  and  $\lambda_2$  from the sample covariance matrix,  $|\mathbf{S} - \lambda \mathbf{E}| = 0$  where  $\mathbf{E}$  stands for the unity matrix. We solve the eigenvalues by

$$\lambda_{1/2} = \frac{1}{2} \left[ s_x^2 + s_y^2 \pm \sqrt{(s_x^2 - s_y^2)^2 + 4s_{xy}^2} \right]. \quad (eq. 12)$$

A part of the computation of the axes of the confidence ellipse is equal to the one of the prediction ellipse. The semimajor and semiminor axes of the confidence ellipse are

$$a_c = \sqrt{\frac{2(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2} \cdot \lambda_1} \approx \sqrt{\chi_2^2 \cdot \frac{\lambda_1}{n}} \quad (\text{eq. 13})$$

$$b_c = \sqrt{\frac{2(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2} \cdot \lambda_2} \approx \sqrt{\chi_2^2 \cdot \frac{\lambda_2}{n}} \quad (\text{eq. 14})$$

and with equation 11 the confidence ellipse area (CEA) can be resolved to

$$\begin{aligned} CEA = \pi a_c b_c &= \pi \frac{2(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2} \cdot \sqrt{\lambda_1 \lambda_2} \approx \pi \frac{1}{n} \chi_2^2 \cdot \sqrt{\lambda_1 \lambda_2} \\ &= \pi \frac{1}{n} \chi_2^2 \sqrt{\det(S)}. \end{aligned} \quad (\text{eq. 15})$$

The semimajor and semiminor axes of the prediction ellipse are

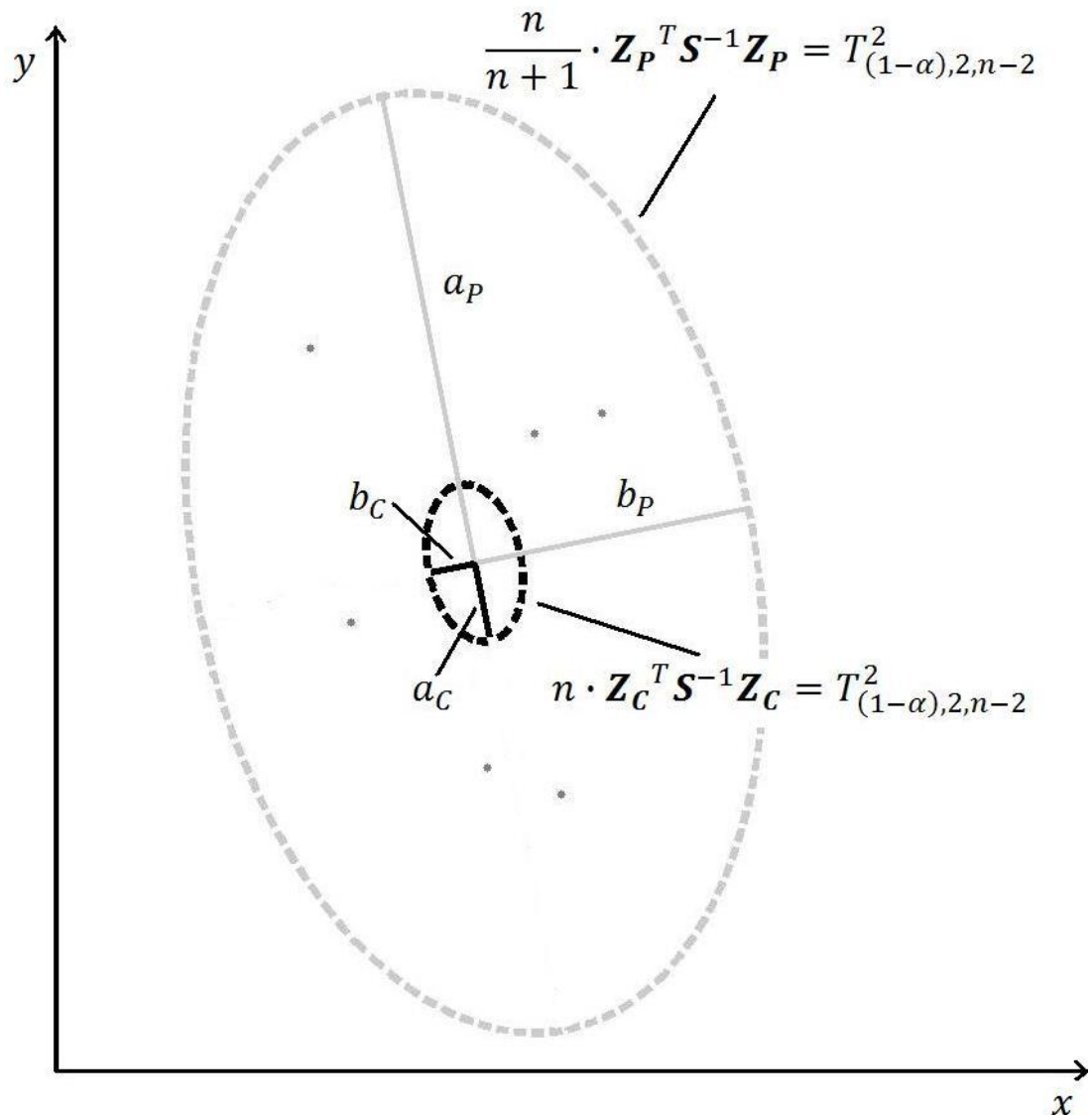
$$a_p = \sqrt{\frac{2(n+1)(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2} \cdot \lambda_1} \approx \sqrt{\chi_2^2 \cdot \lambda_1} \quad (\text{eq. 16})$$

$$b_p = \sqrt{\frac{2(n+1)(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2} \cdot \lambda_2} \approx \sqrt{\chi_2^2 \cdot \lambda_2}. \quad (\text{eq. 17})$$

The area of the prediction ellipse (PEA) is then

$$\begin{aligned} PEA = \pi a_p b_p &= \pi \frac{2(n+1)(n-1)}{n(n-2)} F_{(1-\alpha), 2, n-2} \cdot \sqrt{\lambda_1 \lambda_2} \approx \pi \chi_2^2 \cdot \sqrt{\lambda_1 \lambda_2} \\ &= \pi \chi_2^2 \sqrt{\det(S)}. \end{aligned} \quad (\text{eq. 18})$$

The formulas of CEA and PEA differ merely in the coefficient  $\frac{1}{n}$ , however this is an important fact considering the outcome. We have illustrated both ellipses in **Figure 8.1** We further point to the equivalence in outcome of PEA and the method of PCA calculation for large  $n$ . As in PCA the confidence interval



**Figure 8.1** Prediction ellipse (grey) and confidence ellipse (black) of the same sample ( $n = 6$ ). The confidence ellipse covers with a certain probability the population mean. In contrast, the prediction ellipse covers with the same probability a future observation. Thus, the area of the confidence ellipse (CEA) is on average smaller than the area of the prediction ellipse (PEA). ( $\mathbf{a}_P, \mathbf{b}_P$  prediction ellipse semi axes;  $\mathbf{a}_C, \mathbf{b}_C$  confidence ellipse semi axes).



is calculated as an interval of dispersion of the sample, the standard deviation  $\sigma$  is used instead of  $\sigma \cdot \sqrt{1 + \frac{1}{n}}$  (compare eq. 4 for univariate case and eq. 9 for bivariate case). This leads to identical assumptions of the PCA method compared to PEA as shown by the paragraph after eq.10.

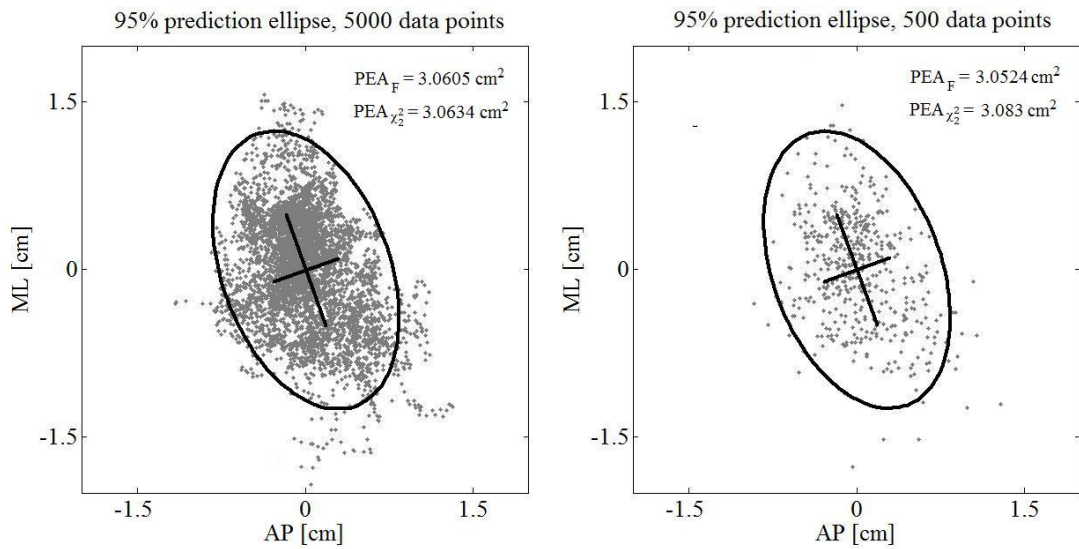
### 8.3 Results

Concerning CEA, we see that increasing the sample size by a factor  $k$  the area is shrinking by approximately  $k^2$ . This is an immediate result of equation 15 (which reduces the size formally by  $k$ ) and of the typical unimodal characteristic of the COP that has influence on the standard deviations and hence, on equation 12. In opposition, downsampling has a negligible effect on the extent of PEA for sufficiently large  $n$  (**Figure 8.2**). The error between the F-value formula and the corresponding  $\chi^2_2$ -value formula in equation 18 for PEA at  $p = 95\%$  is  $\approx 1\%$  for  $n = 500$ ,  $\approx 0.5\%$  for  $n = 1000$ , and  $\approx 0.1\%$  for  $n = 5000$  (**Figure 8.2**).

Given a set of COP data, the value of PEA can be obtained from the following algorithm (a Matlab® implementation to calculate and to plot PEA can be found in the appendix section d and e):

**Table 8.1** List of symbols and notations

Symbol	Declaration
$\alpha$	probability value between [0,1]
$\mu$	population mean
$\sigma^2$	population variance
$n$	sample size
$X_i$	$i^{\text{th}}$ random variable of the sample
$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$	estimation function of the sample mean
$\frac{s}{\sqrt{n}}$	standard error
$s = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$	sample variance
$\mu_x, \mu_y$	population means of x and y
$\sigma_x^2, \sigma_y^2$	population variances in x and y direction
$\sigma_{x,y}$	population covariance between x and y
$\bar{x}, \bar{y}$	sample means of x and y
$s_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x - \bar{x})^2$	sample variance in x direction
$s_y^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y - \bar{y})^2$	sample variance in y direction
$s_{x,y} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x - \bar{x})(y - \bar{y})$	sample covariance between x and y
$\det(\cdot)$	determinant function
$P(\cdot)$	probability function



**Figure 8.2** Prediction ellipse calculations based on the Chi squared value concerning different sample sizes (left: 5000 data points, right: 500 data points; downsampled by factor 10). The black cross inside the ellipses indicates the direction of the major and minor axes (the length is normalized to the eigenvalues of the sample points). Prediction ellipse areas are indicated with respect to the Chi-squared value ( $PEA_{\chi^2}$ ) and to the F-value ( $PEA_F$ ) showing a marginal difference between both calculation methods.

Step 1: Calculate the sample variance in x and y direction and the sample covariance between x and y (**Table 8.1**).

Step 2: Calculate both eigenvalues of the sample variance covariance matrix (eq. 12).

Step 3: Look up the value of the inverse of the chi-square cumulative distribution function with 2 degrees of freedom at a fixed probability level (usually  $P=95\%$ ,  $\chi_{0.95,2}^2 \approx 5.99146$ ).

Step 4: To obtain PEA, take the square root of the product of both eigenvalues and multiply with pi and the value of step 3.

## 8.4 Discussion

Prediction and confidence ellipses diverge with respect to formal assumptions. On account of these discrepancies and with regard to the utility in posturography, the term ‘confidence ellipse’ has been misused in various publications. Authors used the concept of ‘prediction ellipse’ to evaluate the magnitude of COP variability or mixed both approaches. Thus, correct terminologies have to be preserved. Confidence ellipses emerge to be inappropriate for COP

scatter evaluation. Increasing  $n$  evidently, affords a better estimator covering the true population mean. As confidence ellipses are subject of inferential statistics, Batschelet (1981) adduced the application of the standard ellipse as a descriptive tool in scatter plots (which is proposed by Rocchi *et al.* (2005) for posturographic analysis) (Batschelet, 1981, Rocchi *et al.*, 2005). In the standard ellipse the statistical value is set to unity, thus  $\chi_2^2 = 1$ . However, this is just a special case of the prediction ellipse for which the area covers with approximately 63.1% of prediction the future value  $Z$  (which can be appreciated by use of an inverse calculation for  $n > 200$ ). Other authors propose different statistical scaling coefficients. Duarte & Zatsiorsky (2002) and Oliveira *et al.* (1996) use 1.96 which is the 97.5 percentile of the normal distribution (Duarte & Zatsiorsky, 2002, Oliveira *et al.*, 1996). The authors claim that the resulting ellipse will contain 85.35% of the data. This is misworded as it has to be formulated that the ellipse is covering with 85.35% of probability a future data point. Moreover, the value is only exact in a range of 87-110 sample points. For  $n > 200$  it is 85.60% and approaches 85.91% for large  $n$ . We point to further mistakes concerning the value 1.96. Mochizuki *et al.* (2006) relate it to 83.35%, and Doulas *et al.* (2011) indicate 88% (Mochizuki *et al.*, 2006, Doulas *et al.*, 2011). With regard to ellipse axes scaling, Chiari *et al.* (2002) cite literature based on deviating values, for which area calculation is not evident at all (Chiari *et al.*, 2002). In terms of standardization and comparisons between different studies, a uniform procedure has to be advanced. If the F-value is applied an indication of the sample size  $n$  will be necessary due to the degrees of freedom (DOF). The Chi squared value  $\chi_2^2$  (two DOFs) is more practical as it forms a constant independent of the sample size  $n$ . Duarte *et al.* (2010, 2011) suggest the value 2.4478 which is the square root of  $\chi_{0.95,2}^2$  (Duarte *et al.*, 2010, Duarte *et al.*, 2011). As it is shown, the error between the areas obtained from the F-value and the Chi squared value at  $p = 95\%$  is negligible with regard to a sufficiently large sample size.

Concerning posturographic measurements, the number of samples can be increased by means of two procedures. First, it is possible to take a longer measurement duration, which will naturally lead to more data points. Under physiological aspects, one gets information within a longer time scale range regarding the postural control process. Thus, even low frequencies could be detected which is important for the assessment of the temporal organization of the COP motion (Kirchner *et al.*, 2012a). Second, the data points could be increased by raising

the sampling rate. However, it is evident that 95% of sway energy comprises frequencies below 1Hz (Maurer & Peterka, 2005, Kirchner et al., 2012a). Augmentation of sample points over this limit will generate artificial high-frequency data inside the low-frequency physiological process. Hence, sampling rates have to be adjusted or downsampled. As 10Hz is assumed to be an adequate cutoff value for a low-pass filter in posturography (Winter, 1995, Ruhe et al., 2010), we recommend subsequent to the filtering, a downsampling of 20Hz prior to the analysis.

## 8.5 Appendix

### 8.5.1 Hotelling $T^2$ distribution

A variable having a  $t$ -distribution can be defined as  $t = \frac{\bar{x} - \mu}{s/\sqrt{n}}$  following

$$\begin{aligned} t^2 &= \left( \frac{\bar{x} - \mu}{s/\sqrt{n}} \right)^2 \\ &= n \cdot (\bar{x} - \mu) s^{-1} (\bar{x} - \mu). \end{aligned}$$

Given the multivariate analogs - mean vectors  $\bar{\mathbf{x}}$ ,  $\boldsymbol{\mu}$  and the sample covariance matrix  $\mathbf{S}$  - the equation can be generalized to

$$T^2 = n \cdot (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{S}^{-1} (\bar{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}).$$

### 8.5.2 Ellipse characterization

By means of the eigenvectors  $\mathbf{v} = \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \end{pmatrix}$  it is possible to draw the ellipse. Solving the eigenvalue problem  $(\mathbf{S} - \lambda \mathbf{E})\mathbf{v} = \mathbf{0}$ , one can derive the relation

$$\frac{v_y}{v_x} = \frac{\lambda_1 - s_1^2}{s_{12}}$$

which illustrates the slope of the first eigenvector or the slope of the major axis of the ellipse. Thus, one can define

$$\mathbf{v}_a = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{\lambda_1 - s_1^2}{s_{12}} \end{pmatrix}$$

as the first eigenvector. Normalizing this to unit length, one gets the orthonormal vector

$$e_a = \begin{pmatrix} e_x \\ e_y \end{pmatrix} = \frac{\mathbf{v}_a}{|\mathbf{v}_a|} = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\lambda_1 - s_1^2}{s_{12}}\right)^2}} \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{\lambda_1 - s_1^2}{s_{12}} \end{pmatrix}.$$

The second orthonormal eigenvector is perpendicular to the first, thus  $e_b = \begin{pmatrix} e_y \\ -e_x \end{pmatrix}$ . To draw the prediction ellipse use the position vector

$$r_P(t) = \begin{pmatrix} e_x & e_y \\ e_y & -e_x \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \sqrt{\chi_2^2 \lambda_1} & 0 \\ 0 & \sqrt{\chi_2^2 \lambda_2} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos(t) \\ \sin(t) \end{pmatrix}$$

with values ranging between  $t \in [0; 2\pi]$ . The confidence ellipse is then given by

$$r_C(t) = \begin{pmatrix} e_x & e_y \\ e_y & -e_x \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \sqrt{\chi_2^2 \cdot \frac{\lambda_1}{n}} & 0 \\ 0 & \sqrt{\chi_2^2 \cdot \frac{\lambda_2}{n}} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos(t) \\ \sin(t) \end{pmatrix}.$$

### 8.5.3 Confidence and prediction regions in higher dimensions

Prediction regions can be extended to the d-dimensional case. In the three-dimensional case we would like to obtain the volume of an ellipsoid around the sample mean. For instance one can investigate the displacement of a movement in the three dimensional space (this could be measured by use of three dimensional sensors). The general formula of the d-dimensional prediction hyper ellipsoid volume is:

$$V_P^d = \frac{2\pi^{d/2}}{d \cdot \Gamma\left(\frac{d}{2}\right)} (\chi_{d,1-\alpha}^2)^{d/2} |\mathbf{S}|^{1/2} = \frac{2\pi^{d/2}}{d \cdot \Gamma\left(\frac{d}{2}\right)} (\chi_{d,1-\alpha}^2)^{d/2} \prod_{i=1}^d \lambda_i^{1/2}.$$

Using the appropriate value of the gamma function  $\Gamma(\cdot)$ , the d eigenvalues  $\lambda_i$ , and  $\mathbf{S}$  the  $d \times d$  covariance matrix. The gamma function reaches for even d

$$\Gamma\left(\frac{d}{2}\right) = \left(\frac{d}{2} - 1\right)!$$

and for odd d

$$\Gamma\left(\frac{d}{2}\right) = \frac{1 \cdot 3 \cdot \dots \cdot (d-2) \cdot \sqrt{\pi}}{2^{(d-1)/2}}.$$

Setting  $d = 2$  will generate the area formula of the prediction ellipse. For the confidence hyper ellipsoid volume divide each eigenvalue  $\lambda_i$  by n so that we can write

$$V_C^d = \frac{2\pi^{d/2}}{n^{d/2}d \cdot \Gamma\left(\frac{d}{2}\right)} (\chi_{d,1-\alpha}^2)^{d/2} |\mathbf{S}|^{1/2} = \frac{2\pi^{d/2}}{n^{d/2}d \cdot \Gamma\left(\frac{d}{2}\right)} (\chi_{d,1-\alpha}^2)^{d/2} \prod_{i=1}^d \lambda_i^{1/2}.$$

#### 8.5.4 Matlab® implementation of prediction ellipse area

Let x be the medial-lateral and y the anterior-posterior time series of the center of pressure motion.

```
chisquare = chi2inv(0.95,2); %inverse of the chi-square cumulative distribution
function with 2 degrees of freedom at P = 0.95
```

```
[vec,val] = eig(cov(x,y)); %calculation of eigenvalues
```

```
PEA = pi*chisquare*prod(sqrt(svd(val))) %area calculation
```

#### 8.5.5 Matlab® implementation of prediction ellipse illustration and calculation

Let x be the medial-lateral and y the anterior-posterior time series of the center of pressure motion.

```
function a = PEA(x,y,P)
```

```
%
```

```
%a = PEA(x,y,P): plots a prediction ellipse of the center of
```

```
%pressure (COP) data separated into x and y components with probability
```

```
%value P and calculates the prediction ellipse area (PEA)
```

```
%
```

```
%inputs:
```

```
% x,y: data (column vectors)
```

```
% P : a value of the interval (0,1)
```

```
%
```

```
%output:
```

```
% a : represents the area of the ellipse
```

```
%
```

```
%type PEA without inputs to plot 95% prediction ellipse of exemplary data
```

```
%%
```

```
%exemplary data illustration
```

```
if nargin==0 %case of no input arguments
    x = [2,4,6,2,3,4,2,3,3,4,5,5,0,8,3,7]; %exemplary x component
    y = [1,2,3,4,3,3,1,1,2,1,4,5,0,0,1,1]; %exemplary y component
    a = PEA(x,y,0.95);
    axis([-4 11 -3 7])
    title('95% PEA of exemplary data')
    text(-3,6,'blue points = data')
    text(5.5,2,'major axis')
    text(4.3,0,'minor axis')
    text(7,-2,['PEA: ' num2str(a)])
    return %end of function
end
%%

%begin of function

chisquare = chi2inv(P,2); %inverse of the chi-square cumulative distribution
function with 2 degrees of freedom at P
x = x(isfinite(x));
y = y(isfinite(y));
mx = mean(x);
my = mean(y);
[vec,val] = eig(cov(x,y)); %calculation of eigenvalues
a = pi*chisquare*prod(sqrt(svd(val))); %area calculation

hold on

%COP data
plot(x,y,'b.');
```

```
%ellipse
N = 100; %fixed value (the higher the smoother the ellipse)
t = linspace(0,2*pi,N);
elip = sqrt(chisquare)*vec*sqrt(val)*[cos(t); sin(t)] + repmat([mx; my],1,N);
elip = elip';
```



```
line(clip(:,1),clip(:,2),'Color',[0 0 0], 'LineWidth', 1);
```

```
%major and minor axes
```

```
ax1 = sqrt(chisquare)*vec*sqrt(val)*[-1,1; 0,0] + repmat([mx; my],1,2);
```

```
ax2 = sqrt(chisquare)*vec*sqrt(val)*[0,0; -1,1] + repmat([mx; my],1,2);
```

```
ax_dat = [ax1'; NaN,NaN; ax2'];
```

```
line(ax_dat(:,1),ax_dat(:,2),'Color',[0 0 0], 'LineWidth', 1);
```

```
axis equal
```

```
return %end of function
```

## LITERATURVERZEICHNIS

- ABRAHAMOVÁ D, HLAVACKA F (2008) Age-related changes of human balance during quiet stance. *Physiol Res* 57(6): 957–964.
- ACHARYA UR, KANNATHAL N, SING OW, PING LY, CHUA T (2004) Heart rate analysis in normal subjects of various age groups. *Biomed Eng Online* 3: 1–8.
- ACKERMANN H, SCHOLZ E, KOEHLER W, DICHGANS J (1991) Influence of posture and voluntary background contraction upon compound muscle action potentials from anterior tibial and soleus muscle following transcranial magnetic stimulation. *Electroen Clin Neuro* 81(1): 71-80.
- ADDISON P (2002) The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance. Bristol: IOP.
- ALEXANDROV AV, FROLOV AA, MASSION J (2001a) Biomechanical analysis of movement strategies in human forward trunk bending. I. Modeling. *Biol Cybern* 84(6): 425–434.
- ALEXANDROV AV, FROLOV AA, MASSION J (2001b) Biomechanical analysis of movement strategies in human forward trunk bending. II. Experimental study. *Biol Cybern* 84(6): 435–443.
- ALEXANDROV AV, FROLOV AA, HORAK FB, CARLSON-KUHTA P, PARK S (2005) Feedback equilibrium control during human standing. *Biol Cybern* 93(5): 309–322.
- AMIRIDIS IG, HATZITAKI V, ARABATZI F (2003) Age-induced modifications of static postural control in humans. *Neurosci Lett* 350(3): 137–140.
- AMOUD H, ABADI M, HEWSON DJ, PELLEGRINO VM, DOUSSOT M, DUCHÈNE J (2007) Fractal time series analysis of postural stability in elderly and control subjects. *J Neuroengineering Rehabil* 4: 12.
- APKER GA, BUNEO CA (2012) Contribution of execution noise to arm movement variability in three-dimensional space. *J Neurophysiol* 107(1): 90–102.
- AMOUD H, ABADI M, HEWSON DJ, MICHEL-PELLEGRINO V, DOUSSOT M, DUCHÈNE J (2007) Fractal time series analysis of postural stability in elderly and control subjects. *J Neuroengineering Rehabil* 4: 12.
- APPLEGATE C, GANDEVIA SC, BURKE D (1988) Changes in muscle and cutaneous cerebral potentials during standing. *Exp Brain Res* 71(1): 183–188.
- ARGYRIS J, FAUST G, HAASE M, FRIEDRICH R (2010) Die Erforschung des Chaos. Eine Einführung in die Theorie nichtlinearer Systeme. Heidelberg, Dordrecht, London, New York: Springer.
- ARUTYUNYAN GH, GURFINKEL VS, MIRSKII ML (1968) Investigation of aiming at a target. *Biophysics* 14: 1162–1167.
- ASAI Y, TASAKA Y, NOMURA K, NOMURA T, CASADIO M, MOASSO P (2009) A Model of Postural Control in Quiet Standing: Robust Compensation of Delay-Induced Instability Using Intermittent Activation of Feedback Control. *PLoS ONE* 4(7): e6169.
- BALASUBRAMANIAM R, RILEY MA, TURVEY MT (2000) Specificity of postural sway to the demands of a preci-

- sion task. *Gait Posture* 11(1): 12–24.
- BARATTO L, MORASSO PG, RE C, SPADA G (2002) A new look at posturographic analysis in the clinical context: sway-density versus other parameterization techniques. *Motor Control* 6(3): 246–270.
- BARBADO MURILLO D, SABIDO SOLANA R, VERA-GARCIA FJ, GUSI FUERTES N, MORENO FJ (2012) Effect of increasing difficulty in standing balance tasks with visual feedback on postural sway and EMG: complexity and performance. *Hum Mov Sci* 31(5): 1224–1237.
- BARDY BG, MARIN L, STOFFREGEN TA, BOOTSMA RJ (1999) Postural coordination modes considered as emergent phenomena. *J Exp Psychol* 25(5): 1284–1301.
- BARDY BG, OULLIER O, BOOTSMA RJ, STOFFREGEN TA (2002) Dynamics of human postural transitions. *J Exp Psychol* 28(3): 499–514.
- BATSCHULET E (1981) Circular statistics in biology. London: Academic Press.
- BAYS PM, WOLPERT DM (2007) Computational principles of sensorimotor control that minimize uncertainty and variability. *J Physiol* 578 (Pt 2): 387–396.
- BENDA BJ, RILEY PO, KREBS DE (1994) Biomechanical relationship between the center of gravity and center of pressure during standing. *IEEE T Rehabil Eng* 2(1): 3–10.
- BENZI S, SUTERA A, VULPIANI A (1981) The mechanism of stochastic resonance. *J Phys A—Math Gen* 14: 453–457.
- BENZI S, PARISI G, SUTERA A, VULPIANI A (1982) Stochastic resonance in climatic change. *Tellus* 34(1): 10–16.
- BENZI S, PARISI G, SUTERA A, VULPIANI A (1983) A theory of stochastic resonance in climatic change. *SIAM J Appl Math* 43: 565–578.
- BERG K, WOOD-DAUPHINÉE S, WILLIAMS JI, GAYTON D (1989) Measuring balance in the elderly: Preliminary development of an instrument. *Physiotherapy Canada* 41(6): 304–311.
- BERNARD-DEMANZE L, DUMITRESCU M, JIMENO P, BOREL L, LACOUR M (2009) Age-related changes in posture control are differentially affected by postural and cognitive task complexity. *Curr Aging Sci* 2(2): 139–49.
- BERNSTEIN N (1967) The Coordination and Regulation of Movements. Oxford: Pergamon Press.
- BIGELOW KE, BERME N (2011) Development of a protocol for improving the clinical utility of posturography as a fall-risk screening tool. *J Gerontol* 66(2): 228–233.
- BIRKLBAUER J (2006) Modelle der Motorik. Meyer & Meyer: Aachen, Adelaide, Auckland.
- BLASZCZYK JW, PRINCE F, RAICHE M, HÉBERT R (2000) Effect of ageing and vision on limb load asymmetry during quiet stance. *J Biomech* 33(10): 1243–1248.
- BLASZCZYK JW, KLONOWSKI W (2001) Postural stability and fractal dynamics. *Acta Neurobiol Exp* 61(2): 105–112.
- BLASZCZYK JW (2008) Sway ratio - a new measure for quantifying postural stability. *Acta Neurobiol Exp* 68(1): 51–57.
- BLATTER C (2003) Wavelets—An introduction (German title: Wavelets—Eine Einführung). Brunswick: Vieweg.
- BLÁZQUEZ MT, ANGUIANO M, DE SAAVEDRA FA, LALLENA AM, CARPENA P (2010) Characterizing the human postural control system using detrended fluctuation analysis. *J Comput Appl Math* 233(6): 1478–1482.

- BLUM L, KORNER-BITENSKY N (2008) Usefulness of the Berg Balance Scale in stroke rehabilitation: a systematic review. *Phys Ther* 88(5): 559–566.
- BOLBECKER AR, HONG SL, KENT JS, KLAUNIG MJ, O'DONNELL BF, HETRICK WP (2011) Postural control in bipolar disorder: increased sway area and decreased dynamical complexity. *PLoS One* 6(5):e19824.
- BORELLUS JA (1710) De Motu Animalium. Pars prima, Editio novissima (De Motu Musculorum). Petrum vander Aa (gedruckt 1710, nach Angabe zusammengefasst 1680): Lugdunum Batavorum (Leiden).
- BORG FG (2002) Review of Nonlinear Methods and Modelling. *arXiv: physics/0503026* [physics.data-an]
- BORG FG, LAXÅBACK G (2010) Entropy of balance—some recent results. *J Neuroeng Rehabil* 7: 38.
- BORTZ J, SCHUSTER C (2010) Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler. Berlin, Heidelberg: Springer.
- BOTTARO A, CASADIO M, MORASSO PG, SANGUINETI V (2005) Body sway during quiet standing: is it the residual chattering of an intermittent stabilization process? *Hum Mov Sci* 24(4): 588–615.
- BOTTARO A, YASUTAKE Y, NOMURA T, CASADIO M, MORASSO P (2008) Bounded stability of the quiet standing posture: an intermittent control model. *Hum Mov Sci* 27(3): 473–495.
- BOUISSET S, DUCHÈNE JL (1994) Is body balance more perturbed by respiration in seating than in standing posture? *Neuroreport* 5(8): 957–960.
- BRAUNE W, FISCHER O (1890) Über den Schwerpunkt des menschlichen Körpers mit Rücksicht auf die Ausrüstung des deutschen Infanteristen. Abhandlungen der königlich sächsischen Gesellschaft der Wissenschaften 26: 559–672. Leipzig: Hirzel.
- BROWN LA, JENSEN JL, KORFF T, WOOLLACOTT MH (2001) The translating platform paradigm: perturbation displacement waveform alters the postural response. *Gait Posture* 14(3): 256–263.
- BUZZI UH, STERGIU N, KURZ MJ, HAGEMAN PA, HEIDEL J (2003) Non-linear dynamics indicates aging affects variability during gait. *Clin Biomech* 18(5): 435–443.
- BYE RT, NEILSON PD (2010) The BUMP model of response planning: intermittent predictive control accounts for 10 Hz physiological tremor. *Hum Mov Sci* 29(5): 713–736.
- CABALLERO C, BARBADO D, MORENO FJ (2014) Non-linear tools and methodological concerns measuring human movement variability: an overview. *Europ J Hum Mov* 32: 61-81.
- CAMPBELL NA, REECE JB, JANE B (2009) Biologie. München: Pearson.
- CANNON MJ, PERCIVAL DB, CACCIA DC, RAYMOND GM, BASSINGTHWAIGHTE JB (1997) Evaluating scaled windowed variance methods for estimating the Hurst coefficient of time series. *Physica A* 241(3-4): 606–626.
- CAO L (1997) Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series. *Physica D* 110(1-2): 43–50.
- CARON O, FAURE B, BRENIÈRE Y (1997) Estimating the centre of gravity of the body on the basis of the centre of pressure in standing posture. *J Biomech* 30(11-12): 1169–1171.
- CARON O, FONTANARI P, CREMIEUX J, JOULIA F (2004) Effects of ventilation on body sway during human standing. *Neurosci Lett* 366(1): 6–9.
- CARON O (2005) Comments about the article titled: comparison of three methods to estimate the center of mass during balance assessment, written by D. Lafond, M. Duarte, F.

- Prince (37 (2004) 1421-1426). *J Biomech* 38(8): 1737–1740.
- CARPENTER MG, FRANK JS, WINTER DA, PEYSAR GW (2001) Sampling duration effects on centre of pressure summary measures. *Gait Posture* (1): 35–40.
- CARROLL JP, FREEDMAN W (1999) Nonstationary properties of postural sway. *J Biomech* 26(4-5): 409–416.
- CARVER S, KIEMEL T, VAN DER KOOIJ H, JEKA JJ (2005) Comparing internal models of the dynamics of the visual environment. *Biol Cybern* 92(3): 147–163.
- CARVER S, KIEMEL T, JEKA JJ (2006) Modeling the dynamics of sensory reweighting. *Biol Cybern* 95(2): 123–134.
- CASADIO M, MORASSO PG, SANGUINETI V (2005) Direct measurement of ankle stiffness during quiet standing: implications for control modelling and clinical application. *Gait Posture* 21(4): 410–24.
- CAVALHEIRO GL, ALMEIDA MF, PEREIRA AA, ANDRADE AO (2009) Study of age-related changes in postural control during quiet standing through linear discriminant analysis. *Biomed Eng Online* 8: 35.
- CAVANAUGH JT, GUSKIEWICZ KM, STERGIU N (2005) A nonlinear dynamic approach for evaluating postural control: new directions for the management of sport-related cerebral concussion. *Sports Med* 35(11): 935–950.
- CAVANAUGH JT, GUSKIEWICZ KM, GIULIANI C, MARSHALL S, MERCER VS, STERGIU N (2006) Recovery of Postural Control After Cerebral Concussion: New Insights Using Approximate Entropy. *J Athl Train* 41(3): 305–313.
- CAVANAUGH JT, MERCER VS, STERGIU N (2007) Approximate entropy detects the effect of a secondary cognitive task on postural control in healthy young adults: a methodological report. *J Neuroeng Rehabil* 4: 42.
- CHAGDES JR, RIETDYK S, HADDAD JM, ZELAZNIK HN, RAMAN A, RHEA CK, SILVER TA (2009) Multiple timescales in postural dynamics associated with vision and a secondary task are revealed by wavelet analysis. *Exp Brain Res* 197(3): 297–310.
- CHANDLER RF, CLAUSER CE, MCCONVILLE JT, REYNOLDS HM, YOUNG JW (1975) Investigation of inertial properties of the human body. AMRL technical report 74–137. Wright-Patterson Air Force Base, Ohio.
- CHAUDHRY H, BUKIET B, JI Z, FINDLEY T (2011) Measurement of balance in computer posturography: Comparison of methods--A brief review. *J Bodyw Mov Ther* 15(1): 82-91.
- CHEN W, WANG Z, XIE H, YU W (2007) Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy. *IEEE T Neur Syst Reh* 15(2): 266–272.
- CHEN W, ZHUANG J, YU W, WANG Z (2009) Measuring complexity using FuzzyEn, ApEn, and SampEn. *Med Eng Phys* 31(1): 61–68.
- CHEN X, SOLOMON I, CHON K (2005) Comparison of the use of approximate entropy and sample entropy: applications to neural respiratory signal. *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc* 4: 4212–4215.
- CHEW V (1966) Confidence, prediction and tolerance regions for the multivariate normal distribution. *J Am Stat Assoc* 61(315): 605–617.
- CHIARI L, BERTANI A, CAPPELLO C (2000) Classification of visual strategies in human postural control by stochastic parameters. *Hum Mov Sci* 19(6):817–842.
- CHIARI L, ROCCHI L, CAPPELLO A (2002) Stabilometric parameters are affected by anthropometry and foot

- placement. *Clin Biomech (Bristol, Avon)* 17(9-10): 666–677.
- CHURCHLAND MM, AFSHAR A, SHENOY KV (2006a) A central source of movement variability. *Neuron* 52(6): 1085–1096.
- CHURCHLAND MM, YU BM, RYU SI, SANTHANAM G, SHENOY KV (2006b) Neural variability in premotor cortex provides a signature of motor preparation. *J Neurosci* 26(14): 3697–3712.
- CLARK S, RILEY MA (2007) Multisensory information for postural control: sway-referencing gain shapes center of pressure variability and temporal dynamics. *Exp Brain Res* 176(2): 299–310.
- CLAUSER CE, MCCONVILLE JT, YOUNG JW (1969) Weight, volume, and center of mass of segments of the human body. AMRL technical report 69–70. Wright-Patterson Air Force Base, Ohio.
- COLLINS JJ, DE LUCA CJ (1993) Open-loop and closed-loop control of posture: a random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Exp Brain Res* 95(2): 308–318.
- COLLINS JJ, ROSENSTEIN MT, DE LUCA CJ (1994) Stochastic and chaos analyses of postural sway: a comparative approach. *J Biomech* 27(6):757.
- COLLINS JJ, DE LUCA CJ (1994) Random walking during quiet standing. *Phys Rev Lett* 73(5): 764–767.
- COLLINS JJ, DE LUCA CJ (1995) The effects of visual input on open-loop and closed-loop postural control mechanisms. *Exp Brain Res* 103(1): 151–163.
- COLLINS JJ, DE LUCA CJ, BURROWS A, LIPSITZ LA (1995) Age-related changes in open-loop and closed-loop postural control mechanisms. *Exp Brain Res* 104(3): 480–492.
- CONFORTO S, SCHMID M, CAMOMILLA V, D'ALESSIO T, CAPPOZZO A (2001) Hemodynamics as a possible internal mechanical disturbance to balance. *Gait Posture* 14(1): 28–35.
- COOLEY JW, TUKEY JW (1965) An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. *Math Comp* 19: 297–301.
- CORAZZA S, ANDRIACCHI TP (2009) Posturographic analysis through markerless motion capture without ground reaction forces measurement. *J Biomech* 42(3): 370–374.
- CORNILLEAU-PÉRÈS V, SHABANA N, DROULEZ J, GOH JC, LEE GS, CHEW PT (2005) Measurement of the visual contribution to postural steadiness from the COP movement: methodology and reliability. *Gait Posture* (2): 96–106.
- COSTA M, GOLDBERGER AL, PENG CK (2002) Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series. *Phys Rev Lett* 89(6): 068102.
- COSTA M, PENG CK, GOLDBERGER AL, HAUSDORFF JM (2003) Multiscale entropy analysis of human gait dynamics. *Physica A* 330(1-2): 53–60.
- COSTA M, GOLDBERGER AL, PENG CK (2005) Multiscale entropy analysis of biological signals. *Phys Rev E* 71(2 Pt 1): 021906.
- COSTELLO AB, OSBORNE JW (2005) Best practices in exploratory factor analysis: Four recommendations for getting the most from your analysis. *Practical Assessment, Research & Evaluation* 10: 1-9.
- CRAIK KJ (1947) Theory of the human operator in control systems; the operator as an engineering system. *Br J Psychol Gen Sect* 38(Pt 2): 56–61.
- CRAIK KJ (1948) Theory of the human operator in control systems; man as an element in a control system. *Br J Psychol Gen Sect* 38(Pt 3): 142–148.
- CREATH R, KIEMEL T, HORAK F, PETERKA R, JEKA J (2004) A unified view of quiet and perturbed stance: simultaneous co-existing excitable

- modes. *Neurosci Lett* 377(2): 75–80.
- CROMPTON RH, VEREECKE EE, THORPE SK (2008) Locomotion and posture from the common hominoid ancestor to fully modern hominins, with special reference to the last common panin/hominin ancestor. *J Anat* 212(4): 501–543.
- DAULT MC, FRANK JS, ALLARD F (2001) Influence of a visuo-spatial, verbal and central executive working memory task on postural control. *Gait Posture* 14(2): 110–116.
- DAVANEY RL (2003) An Introduction To Chaotic Dynamical Systems. Colorado: Westview Press.
- DAVIDS K, GLAZIER P, ARAÚJO D, BARTLETT R (2003) Movement systems as dynamical systems: the functional role of variability and its implications for sports medicine. *Sports Med* 33(4): 245–260.
- DAVIDS K, BENNETT S, NEWELL K (2006) Movement System Variability. Champaign, Windsor, Leeds, Lower Mitcham, North Shore City: Human Kinetics.
- DAY BL, SÉVERAC CAUQUIL A, BARTOLOMEI L, PASTOR MA, LYON IN (1997) Human body-segment tilts induced by galvanic stimulation: a vestibularly driven balance protection mechanism. *J Physiol* 500 (Pt 3): 661–672.
- DECKER LM, CIGNETTI F, STERGIU N (2010) Complexity and Human Gait. *Rev Andal Med Deporte* 3: 2–12.
- DE LEVA P (1996) Adjustments to Zatsiorsky-Seluyanov's segment inertia parameters. *J Biomech* 29(9): 1223–1230.
- DELIAGINA TG, ORLOVSKY GN, ZELENIN PV, BELOOZEROVA IN (2006) Neural bases of postural control. *Physiology* 21: 216–225.
- DELIAGINA TG, ZELENIN PV, ORLOVSKY GN (2012) Physiological and circuit mechanisms of postural control. *Curr Opin Neurobiol* 22(4): 646–652.
- DELIGNIÈRES D, DESCHAMPS T, LEGROS A, CAILLOU N (2003) A methodological note on nonlinear time series analysis: is the open- and closed-loop model of Collins and De Luca (1993) a statistical artifact? *J Mot Behav* 35(1): 86–97.
- DELIGNIÈRES D, RAMDANI S, LEMOINE L, TORRE K, FORTES M, NINOT G (2006) Fractal analyses for 'short' time series: A re-assessment of classical methods. *J Math Psychol* 50: 525–544.
- DELIGNIÈRES D, TORRE K, BERNARD PL (2011) Transition from persistent to anti-persistent correlations in postural sway indicates velocity-based control. *PLoS Comput Biol* 7(2): e1001089.
- DELIGNIERES D, MARMELAT V (2012) Fractal fluctuations and complexity: current debates and future challenges. *Crit Rev Biomed Eng* 40(6): 485–500.
- DEL PERCIO C, BRANCUCCI A, BERGAMI F, MARZANO N, FIORE A, DI CIOLO E, ASCHIERI P, LINO A, VECCHIO F, IACOBONI M, GALLAMINI M, BABILONI C, EUSEBI F (2007) Cortical alpha rhythms are correlated with body sway during quiet open-eyes standing in athletes: a high-resolution EEG study. *Neuroimage* 36(3): 822–829.
- DEMURA S, KITABAYASHI T, NODA M (2006) Selection of useful parameters to evaluate center-of-foot pressure movement. *Percept Mot Skills* 103(3): 959–973.
- DEUTSCHES INSTITUT FÜR NORMUNG E.V. (2011) DIN 18065: Gebäudetreppe – Begriffe, Messregeln, Hauptmaße.
- DIENER HC, DICHGANS J, BACHER M, GOMPF B (1984a) Quantification of postural sway in normals and patients with cerebellar diseases. *Electroen Clin Neuro* 57(2): 134–142.



- DIENER HC, DICHGANS J, GUSCHLBAUER B, MAU H (1984b) The significance of proprioception on postural stabilization as assessed by ischemia. *Brain Res* 296(1): 103–109.
- DIETRICH JS (1986) Simmons and the Strain Gauge. *Engineering and Science* 50 (1): 19–23.
- DI GIULIO I, MAGANARIS CN, BALZOPOULOS V, LORAM ID (2009) The proprioceptive and agonist roles of gastrocnemius, soleus and tibialis anterior muscles in maintaining human upright posture. *J Physiol* 587(Pt 10): 2399–2416.
- DIJKSTRA TM, SCHÖNER G, GIELEN CC (1994a) Temporal stability of the action-perception cycle for postural control in a moving visual environment. *Exp Brain Res* 97(3):477–486.
- DIJKSTRA TM, SCHÖNER G, GIESE MA, GIELEN CC (1994b) Frequency dependence of the action-perception cycle for postural control in a moving visual environment: relative phase dynamics. *Biol Cybern* 71(6): 489–501.
- DINIZ A, WIJNANTS ML, TORRE K, BARREIROS J, CRATO N, BOSMAN AM, HASSELMAN F, COX RF, VAN ORDEN GC, DELIGNIÈRES D (2010) Contemporary theories of 1/f noise in motor control. *Hum Mov Sci* 30(5): 889–905.
- DONKER SF, ROERDINK M, GREVEN AJ, BEEK PJ (2007) Regularity of center-of-pressure trajectories depends on the amount of attention invested in postural control. *Exp Brain Res* 181(1): 1–11.
- DONKER SF, LEDEBT A, ROERDINK M, SAVELSBERGH GJ, BEEK PJ (2008) Children with cerebral palsy exhibit greater and more regular postural sway than typically developing children. *Exp Brain Res* 184(3): 363–370.
- DOUMAS M, SMOLDERS C, BRUNFAUT E, BOUCKAERT F, KRAMPE RT (2012) Dual task performance of working memory and postural control in major depressive disorder. *Neuropsychology* 26(1): 110–118.
- DOWNES S1, MARQUEZ J, CHIARELLI P (2013) The Berg Balance Scale has high intra- and inter-rater reliability but absolute reliability varies across the scale: a systematic review. *J Physiother* 59(2): 93–99.
- DOYLE TLA, DUGAN EL, HUMPHRIES B, NEWTON RU (2004) Discriminating between elderly and young using a fractal dimension analysis of centre of pressure. *Int J Med Sci* 1(1): 11–20.
- DOYLE RJ, RAGAN BG, RAJENDRAN K, ROSENGREN KS, HSIAO-WECKSLER ET (2008) Generalizability of Stabilogram Diffusion Analysis of center of pressure measures. *Gait Posture* 27(2): 223–230.
- DUARTE M, ZATSIORSKY VM (1999) Patterns of center of pressure migration during prolonged unconstrained standing. *Motor Control* 3(1): 12–27.
- DUARTE M, ZATSIORSKY VM (2000) On the fractal properties of natural human standing. *Neurosci Lett* 283(3): 173–176.
- DUARTE M, HARVEY W, ZATSIORSKY VM (2000) Stabilographic analysis of unconstrained standing. *Ergonomics* 43(11): 1824–1839.
- DUARTE M, ZATSIORSKY VM (2001) Long-range correlations in human standing. *Phys Lett A* 283: 124–128.
- DUARTE M, ZATSIORSKY VM (2002) Effects of body lean and visual information on the equilibrium maintenance during stance. *Exp Brain Res* 146(1): 60–69.
- DUARTE M, STERNAD D (2008) Complexity of human postural control in young and older adults during prolonged standing. *Exp Brain Res* 191(3): 265–276.
- DUARTE M, FREITAS MSF (2010) Revision of posturography based on force plate for balance evaluation. *Rev*

- Bras Fisioter* 14(3): 183–192.
- DUARTE M, FREITAS SMSF, ZATSIORSKY V (2011) Control of equilibrium in humans: Sway over sway. In: Danion F, Latash ML (Hrsg.). *Motor Control: Theories, experiments, and applications*. S. 219–244. Oxford, New York, Auckland (u.a.): Oxford University Press.
- Duarte M (oJ) Comments on "Ellipse area calculations and their applicability in posturography" (Schubert and Kirchner, vol.39, pages 518-522, 2014). Letter to the Editor. *Gait Posture*.
- ECKMANN J-P, RUELLE D (1985) Ergodic theory of chaos and strange attractors. *Rev Mod Phys* 57: 617–656.
- ECKMANN J-P, KAMPHORST SO, RUELLE D (1987) Recurrence plots of dynamical systems. *Europhys Lett* 4 (1987) 973–977.
- EINSIEDLER M, SCHMIDT K (2014) *Dynamische Systeme - Ergodentheorie und topologische Dynamik*. Basel, Dordrecht, Heidelberg, London, New York: Springer.
- EKE A, HERMÁN P, BASSINGTHWAIGHTE JB, RAYMOND GM, PERCIVAL DB, CANNON M, BALLA I, IKRÉNYI C (2000) Physiological time series: distinguishing fractal noises from motions. *Pflugers Arch* 439(4): 403–415.
- EKE A, HERMAN P, KOCSIS L, KOZAK LR (2002) Fractal characterization of complexity in temporal physiological signals. *Physiol Meas* 23(1): R1-R38.
- ELBERT T, ROCKSTROH B (1993) Das chaotische Gehirn: Zur Erfassung nichtlinearer Dynamik aus physiologischen Zeitreihen. *Verhaltensmodifikation und Verhaltensmedizin* 14: 80–95.
- ELFTMAN H (1938) The measurement of the external force in walking. *Science* 88 (2276): 152–153.
- ERA P, AVLUND K, JOKELA J, GAUSE-NILSSON I, HEIKKINEN E, STEEN B, SCHROLL M (1997) Postural balance and self-reported functional ability in 75-year-old men and women: a cross-national comparative study. *J Am Geriatr Soc* 45(1): 21–29.
- ERLANGER J, GASSER HS (1937) *Electrical signs of nervous activity*. Oxford: University Pennsylvania Press.
- FAISAL AA, SELEN LPJ, WOLPERT DM (2008) Noise in the nervous system. *Nat Rev Neurosci* 9(4): 292–303.
- FAURE P, KORN H (2001) Is there chaos in the brain? I. Concepts of nonlinear dynamics and methods of investigation. *C R Acad Sci III* 324(9): 773–793.
- FEIGENBAUM MJ (1978) Quantitative universality for a class of nonlinear transformations. *J Stat Phys* 19(1): 25-52.
- FISCHER O (1906) *Theoretische Grundlagen für eine Mechanik der lebenden Körper. Mit speziellen Anwendungen auf den Menschen sowie auf einige Bewegungsvorgänge an Maschinen*. Leipzig, Berlin: Teubner.
- FITZPATRICK RC, TAYLOR JL, MCCLOSKEY DI (1992a) Ankle stiffness of standing humans in response to imperceptible perturbation: reflex and task-dependent components. *J Physiol* 454: 533–547.
- FITZPATRICK RC, GORMAN RB, BURKE D, GANDEVIA SC (1992b) Postural proprioceptive reflexes in standing human subjects: bandwidth of response and transmission characteristics. *J Physiol* 458: 69–83.
- FITZPATRICK R, ROGERS DK, MCCLOSKEY DI (1994) Stable human standing with lower-limb muscle afferents providing the only sensory input. *J Physiol* 480(Pt 2): 395–403.
- FITZPATRICK R, MCCLOSKEY DI (1994) Proprioceptive, visual and vestibular thresholds for the perception of sway

- during standing in humans. *J Physiol* 478 (Pt 1): 173–186.
- FITZPATRICK RC, BURKE D, GANDEVIA SC (1996) Loop gain of reflexes controlling human standing measured with the use of postural and vestibular disturbances. *J Neurophysiol* 76(6): 3994–4008.
- FITZPATRICK RC (2003) More pulsating movement. *J Physiol* 551(Pt 1): 4.
- FITZPATRICK RC, GANDEVIA SC (2005) Paradoxical muscle contractions and the neural control of movement and balance. *J Physiol* 564(Pt 1): 2.
- FLANDERS M (2002) Choosing a wavelet for single-trial EMG. *J Neurosci Methods* 116(2): 165–177.
- FOURNIER KA, AMANO S, RADONOVICH KJ, BLESER TM, HASS CJ (2014) Decreased dynamical complexity during quiet stance in children with Autism Spectrum Disorders. *Gait Posture* 39(1): 420–423.
- FRAIZER EV, MITRA S (2008) Methodological and interpretive issues in posture-cognition dual-tasking in upright stance. *Gait Posture* 27(2): 271–279.
- FRANK JS, PATLA AE (2003) Balance and mobility challenges in older adults: implications for preserving community mobility. *Am J Prev Med* (3 Suppl 2): 157–163.
- FREITAS SM, WIECZOREK SA, MARCHETTI PH, DUARTE M (2005) Age-related changes in human postural control of prolonged standing. *Gait Posture* 22(4): 322–330.
- FRIED LP, TANGEN CM, WALSTON J, NEWMAN AB, HIRSCH C, GOTTDIENER J, SEEMAN T, TRACY R, KOP WJ, BURKE G, MCBURNIE MA; CARDIOVASCULAR HEALTH STUDY COLLABORATIVE RESEARCH GROUP (2001) Frailty in older adults: evidence for a phenotype. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 56(3): M146–156.
- GÁBOR D (1946) Theory of communication. *J Inst Electr Eng* 93(26): 429–457.
- GAGE WH, WINTER DA, FRANK JS, ADKIN AL (2004) Kinematic and kinetic validity of the inverted pendulum model in quiet standing. *Gait Posture* 19(2): 124–132.
- GAMMAITONI L, HÄNGGI P, JUNG P, MARCHESONI F (1998) Stochastic Resonance. *Rev Mod Phys* 70(1): 223–287.
- GAMMAITONI L, HÄNGGI P, JUNG P, MARCHESONI F (2009). Stochastic Resonance: A remarkable idea that changed our perception of noise. *Eur Phys J* 69(1): 1–3.
- GANZ DA, BAO Y, SHEKELLE PG, RUBENSTEIN LZ (2007) Will my patient fall? *JAMA* 297(1): 77–86.
- GAO J, HU J, TUNG WW (2011) Facilitating joint chaos and fractal analysis of biosignals through nonlinear adaptive filtering. *PLoS One* 6: e24331.
- GATEV P, THOMAS S, KEPPLER T, HALLETT M (1999) Feedforward ankle strategy of balance during quiet stance in adults. *J Physiol* 514 (Pt 3): 915–928.
- GAWTHROP PJ (2009) Frequency-domain analysis of intermittent control. *P I Mech Eng I-J Sys* 223(5): 591–603.
- GAWTHROP P, LORAM I, LAKIE M, GOLLEE H (2011) Intermittent control: a computational theory of human control. *Biol Cybern* 104(1-2): 31–51.
- GETROST T, SCHUBERT P, TILLMANN MK, HAAS CT, SCHMIDTBLEICHER D (2011) Strategiewechsel der neuromechanischen Regulation der posturalen Kontrolle unter Alltagsbezug. *Deut Z Sportmed* 62, (7-8), 260.
- GEURTS AC, NIENHUIS B, MULDER TW (1993) Intrasubject variability of selected force-platform parameters in the quantification of postural control. *Arch Phys Med Rehabil* 74(11):

- 1144–1150.
- GIBSON JJ (1986) The ecological approach to visual perception. Hillsdale, New Jersey, London: LEA.
- GOLDBERGER AL1, RIGNEY DR, WEST BJ (1990) Chaos and fractals in human physiology. *Sci Am* 262(2): 42–49.
- GOLDBERGER AL (1996) Non-linear dynamics for clinicians: chaos theory, fractals, and complexity at the bedside. *Lancet* 347(9011): 1312–1314.
- GOLDBERGER AL, PENG CK, LIPSITZ LA (2002) What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease? *Neurobiol Aging* 23(1): 23–26.
- GOVINDAN R, WILSON J, ESWARAN H, LOWERY C, PREIBL H (2007) Revisiting sample entropy analysis. *Physica A* 376: 158–164.
- GRANATA KP, ENGLAND SA (2007) Reply to the letter to the editor. *Gait Posture* 26: 329–330.
- GRASSBERGER P, PROCACCIA I (1983) Measuring the Strangeness of Strange Attractors. *Physica D* 9(1–2): 189–208.
- GRIFFIN JW, CORNBLATH DR, ALEXANDER E, CAMPBELL J, LOW PA, BIRD S, FELDMAN EL (1990) Ataxic sensory neuropathy and dorsal root ganglionitis associated with Sjögren's syndrome. *Ann Neurol* 27(3):304–315.
- GRUBER AH, BUSA MA, GORTON III GE, VAN EMMERIK RE, MASSO PD, HAMILL J (2011) Time-to-contact and multiscale entropy identify differences in postural control in adolescent idiopathic scoliosis. *Gait Posture* 34(1): 13–8.
- GRUBER M, GRUBER SB, TAUBE W, SCHUBERT M, BECK SC, GOLLHOFER A (2007) Differential effects of ballistic versus sensorimotor training on rate of force development and neural activation in humans. *J Strength Cond Res* 21(1): 274–282.
- GÜNTHER M, GRIMMER S, SIEBERT T, BLICKHAN R (2009) All leg joints contribute to quiet human stance: a mechanical analysis. *J Biomech* 42(16): 2739–2746.
- GÜNTHER M, MÜLLER O, BLICKHAN R (2011) Watching quiet human stance to shake off its straitjacket. *Arch Appl Mech* 81: 283–302.
- GURFINKEL VS, OSEVETS M (1972) Dynamics of the vertical posture in man. *Biophysics* 17: 496–506.
- GURSES S, CELIK H (2013) Correlation dimension estimates of human postural sway. *Hum Mov Sci* 32(1): 48–64.
- HAAS CT, LIEBHERR M, SCHUBERT P, JÄGER L (2013) Bewegungssteuerung und -training bei Morbus Parkinson. *Erfahrungsheilkunde* 62(06): 316–320.
- HAKEN H (1982) Synergetik. Berlin, Heidelberg, New York: Springer.
- HAKEN H, KELSO JA, BUNZ H (1985) A theoretical model of phase transitions in human hand movements. *Biol Cybern* 51(5): 347–356.
- HALFORD GS, BAKER R, MCCREDDEN JE, BAIN JD (2005) How many variables can humans process? *Psychol Sci* 16(1): 70–76.
- HANAVAN EP (1964) A mathematical model of the human body. AMRL technical report 64–102. Wright-Patterson Air Force Base, Ohio.
- HARBOURNE R, STERGIOU N (2009) Movement variability and the use of nonlinear tools: principles to guide physical therapist practice. *Phys Ther* 89(3): 267–282.
- HARBOURNE RT, DEFFEYES JE, KYVELIDOU A, STERGIOU N (2009) Complexity of postural control in infants: linear and nonlinear features revealed by principal component analysis. *Nonlinear Dynamics*

- Psychol Life Sci* 13(1): 123–144.
- HARLESS E (1857) Die statischen Momente der menschlichen Gliedmassen. München: Verlag der k. Akademie.
- HARRIS FJ (1978) On the use of windows for harmonic analysis with the discrete Fourier transform. *Proc IEEE* 66(1): 51–83.
- HATZE H (1980) A mathematical model for the computational determination of parameter values of anthropomorphic segments. *J Biomech* 13: 833–843.
- HAUSDORFF JM (2007) Gait dynamics, fractals and falls: Finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking. *Hum Mov Sci* 26(4): 555–589.
- HAUSDORFF JM (2009) Gait dynamics in Parkinson's disease: common and distinct behavior among stride length, gait variability, and fractal-like scaling. *Chaos* 19(2): 026113.
- HINSDALE G (1887) The Station of Man, Considered Physiologically and Clinically. *Am J med Sci* 186: 478–484.
- HLAVACKOVA P, VUILLERME N (2012) Do somatosensory conditions from the foot and ankle affect postural responses to plantar-flexor muscles fatigue during bipedal quiet stance? *Gait Posture* 36(1): 16–19.
- HORAK FB, NASHNER LM (1986) Central programming of postural movements: adaptation to altered support-surface configurations. *J Neurophysiol* 55(6):1369–1381.
- HORAK FB, NASHNER LM, DIENER HC (1990) Postural strategies associated with somatosensory and vestibular loss. *Exp Brain Res* 82(1):167–177.
- HORAK FB, MACPHERSON JM (1996) Postural orientation and equilibrium. In: Shepard J, Rowell L. Handbook of Physiology S.255–292. Oxford University Press: New York.
- HORAK FB, HENRY SM, SHUMWAY-COOK A (1997) Postural perturbations: new insights for treatment of balance disorders. *Phys Ther* 77(5): 517–533.
- HORVATIC D, STANLEY HE, PODOBNIK B (2011) Detrended cross-correlation analysis for non-stationary time series with periodic trends. *Europhys Lett* 94(1): 18007.
- HOTELLING H (1931) The generalization of Student's ratio. *Ann Math Stat* 2: 360–378.
- HOVE MJ, SUZUKI K, UCHITOMI H, ORIMO S, MIYAKE Y (2012) Interactive Rhythmic Auditory Stimulation Reinstates Natural 1/f Timing in Gait of Parkinson's Patients. *PLoS ONE* 7: e32600.
- HSU WL, SCHOLZ JP, SCHÖNER G, JEKA JJ, KIEMEL T (2007) Control and estimation of posture during quiet stance depends on multijoint coordination. *J Neurophysiol* 97(4): 3024–3035.
- HU K, IVANOV PC, CHEN Z, CARPENA P, STANLEY HE (2001) Effect of trends on detrended fluctuation analysis. *Phys Rev E* 64(1 Pt 1): 011114.
- HUANG HK, WU SC (1976) The evaluation of mass densities of human body in vivo from CT scans. *Comput Biol Med* 6(4): 337–343.
- HUNTER IW, KEARNEY RE (1981) Respiratory components of human postural sway. *Neurosci Lett* 25(2): 155–159.
- HUNTER MC, HOFFMAN MA (2001) Postural control: visual and cognitive manipulations. *Gait Posture* 13(1): 41–48.
- HUXHOLD O, LI SC, SCHMIEDEK F, LINDENBERGER U (2006) Dual-tasking postural control: aging and the effects of cognitive demand in conjunction with focus of attention. *Brain Res Bull* 69(3): 294–305.
- JACKOWSKI L (2008) Preventing falls

- and enhancing mobility in the community dwelling elderly. Technical Report Alosa Foundation, Independent Drug Information Service.
- JACKSON JE (1991) A users guide to principal components. John Wiley & Sons: New York, Chichester, Brisbane, Toronto, Singapore.
- JACONO M, CASADIO M, MORASSO PG, SANGUINETI V (2004) The sway-density curve and the underlying postural stabilization process. *Motor Control* 8(3): 292–311.
- JAMES RC (2004) Considerations of movement variability in biomechanics research. In: Stergiou N (Hrsg.). Innovative analysis of human movement. S. 29-62. Human Kinetics, Champaign, Windsor, Leeds, Lower Mitcham, Auckland.
- JANCOVÁ J (2008) Measuring the balance control system--review. *Acta Medica* 51(3): 129–137.
- JARIC S, LATASH ML (1999) Learning a pointing task with a kinematically redundant limb: emerging synergies and patterns of final position variability. *Hum Mov Sci* 18(6): 819–838.
- JEKA J, OIE K, SCHÖNER G, DIJKSTRA T, HENSON E (1998) Position and velocity coupling of postural sway to somatosensory drive. *J Neurophysiol* 79(4): 1661–1674.
- JEKA J, KIEMEL T, CREATH R, HORAK F, PETERKA R (2004) Controlling human upright posture: velocity information is more accurate than position or acceleration. *J Neurophysiol* 92(4): 2368–2379.
- JØRGENSEN MB, SKOTTE JH, HOLTERMANN A, SJØGAARD G, PETERSEN NC, SØGAARD K (2011) Neck pain and postural balance among workers with high postural demands - a cross-sectional study. *BMC Musculoskelet Disord* 12: 176.
- KAISER HF (1960) The application of electronic computers to factor analysis. *Educ Psychol Meas* 20, 141-151.
- KAISER HF (1974) An index of factorial simplicity. *Psychometrika* 39(1): 31–36.
- KANG HG, COSTA MD, PRIPLATA AA, STAROBINETS OV, GOLDBERGER AL, PENG CK, KIELY DK, CUPPLES LA, LIPSITZ LA (2009) Frailty and the degradation of complex balance dynamics during a dual-task protocol. *J Gerontol* 64(12):1304–1311.
- KANTELHARDT JW, KOSCIELNY-BUNDE E, REGO HHA, HAVLIN S, BUNDE A (2001) Detecting long-range correlations with detrended fluctuation analysis. *Physica A* 295: 441–454.
- KANTZ H, SCHREIBER T (2005) Nonlinear Time Series Analysis. Cambridge University Press: Cambridge, New York, Melbourne.
- KAPLAN D, GLASS L (1995) Understanding nonlinear dynamics. Springer: New York, Berlin, Heidelberg.
- KAPOULA Z, MATHERON E, DEMULE E, FAUVEL C, BUCCI M-P (2011) Postural Control during the Stroop Test in Dyslexic and Non Dyslexic Teenagers. *PLoS One* 6(4): e19272.
- KASDIN J (1995) Discrete Simulation of Colored Noise and Stochastic Processes and  $1/f^a$  Power Law Noise Generation. *P IEEE* 83: 802–827.
- KAUFMAN M, ZURCHER U, SUNG PS (2007) Entropy of electromyography time series. *Physica A* 386 (2): 698–707.
- KAVOUNOUDIAS A, ROLL R, ROLL JP (1998) The plantar sole is a 'dynamometric map' for human balance control. *Neuroreport* 9(14): 3247–3252.
- KAVOUNOUDIAS A, ROLL R, ROLL JP (2001) Foot sole and ankle muscle inputs contribute jointly to human erect posture regulation. *J Physiol* 532(Pt 3): 869–878.

- KAWAKAMI Y, ICHINOSE Y, FUKUNAGA T (1998) Architectural and functional features of human triceps surae muscles during contraction. *J Appl Physiol* 85(2): 398–404.
- KELSO LEA, HELLEBRANDT FA (1937) Devices for the study of two plane shifts in the center of gravity of a swaying body. *Science* 86 (2237): 451–452.
- KENT JS, HONG SL, BOLBECKER AR, KLAUNIG MJ, FORSYTH JK, O'DONNELL BF, HETRICK WP (2012) Motor deficits in schizophrenia quantified by nonlinear analysis of postural sway. *PLoS One* 7(8): e41808.
- KIEFER AW, RILEY MA, SHOCKLEY K, SITTON CA, HEWETT TE, CUMMINS-SEBREE S, HAAS JG (2013) Lower-limb proprioceptive awareness in professional ballet dancers. *J Dance Med Sci* 17(3): 126–132.
- KIEMEL T, OIE KS, JEKA JJ (2002) Multisensory fusion and the stochastic structure of postural sway. *Biol Cybern* 87(4): 262–277.
- KIEMEL T, OIE KS, JEKA JJ (2006) Slow dynamics of postural sway are in the feedback loop. *J Neurophysiol* 95(3): 1410–1418.
- KIEMEL T, ELAHI AJ, JEKA JJ (2008) Identification of the plant for upright stance in humans: multiple movement patterns from a single neural strategy. *J Neurophysiol* 100(6): 3394–3406.
- KIEMEL T, ZHANG Y, JEKA JJ (2011) Identification of neural feedback for upright stance in humans: stabilization rather than sway minimization. *J Neurosci*. 31(42): 15144–15153.
- KIM GT, FERDJALLAH M, HARRIS GF (2009) Fast computational analysis of sway area using center of pressure data in normal children and children with cerebral palsy. *Am J Biomed Sci* 1(4): 364–372.
- KING DL, ZATSIORSKY VM (1997) Extracting gravity line displacement from stabilographic recordings. *Gait Posture* 6(1): 27–38.
- KIRBY RL, PRICE NA, MACLEOD DA (1987) The influence of foot position on standing balance. *J Biomech* 20(4): 423–427.
- KIRCHNER M, SCHUBERT P, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT (2012a) Evaluation of the temporal structure of postural sway fluctuations based on a comprehensive set of analysis tools. *Physica A* 391 (20): 4692–4703.
- KIRCHNER M, SCHUBERT P, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT (2012b) Charakterisierung der dynamischen Struktur posturaler Schwankungen mittels nichtlinearer Methoden. Abstractbook, 9. gem. Symposium der dvs-Sektionen Biomechanik, Sportmotorik und Trainingswissenschaft, Münster, S. 57.
- KIRCHNER M, SCHUBERT P, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT (2012c) Evaluation of the dynamical properties of postural fluctuations. 18th Congress of the European Society of biomechanics, Lissabon.
- KIRCHNER M (2013) Characterising postural sway fluctuations in humans using linear and nonlinear methods. Inauguraldissertation. Johann Wolfgang Goethe-Universität: Frankfurt am Main.
- KIRCHNER M, SCHUBERT P, GETROST T, HAAS CT (2013) Effect of altered surfaces on postural sway characteristics in elderly subjects. *Hum Mov Sci* 32(6): 1467–1479.
- KIRCHNER M, SCHUBERT P, LIEBHERR M, HAAS CT (2014) Detrended Fluctuation Analysis and Adaptive Fractal Analysis of stride time data in Parkinson's disease: Stitching together short gait trials. *PLoS One* 9(1): e85787.
- KITABAYASHI T, DEMURA S, NODA M (2003) Examination of the factor



- structure of center of foot pressure movement and cross-validity. *J Physiol Anthropol Appl Human Sci* 22(6): 265–272.
- KOHN AF (2005) Cross-correlation between EMG and center of gravity during quiet stance: theory and simulations. *Biol Cybern* 93(5): 382–388.
- KOLMOGOROV AN (1958) A new metric invariant of transient dynamical systems and automorphisms of Lebesgue spaces. *Dokl Akad Nauk SSSR* 119: 861–864.
- KORN H, FAURE P (2003) Is there chaos in the brain? II. Experimental evidence and related models. *C R Biol* 326: 787–840.
- KOWALCZYK P, GLENDINNING P, BROWN M, MEDRANO-CERDA G, DALLALI H, SHAPIRO J (2012) Modeling human balance using switched systems with linear feedback control. *J R Soc Interface* 9(67): 234–245.
- KRISHNAMOORTHY V, YANG JF, SCHOLZ JP (2005) Joint coordination during quiet stance: effects of vision. *Exp Brain Res* 164(1): 1–17.
- KUZNETSOV N, BONNETTE S, GAO J, RILEY MA (2013) Adaptive fractal analysis reveals limits to fractal scaling in center of pressure trajectories. *Ann Biomed Eng* 41(8): 1646–1660.
- LACOUR M, BERNARD-DEMANZE L, DUMITRESCU M (2008) Posture control, aging, and attention resources: models and posture-analysis methods. *Neurophysiol Clin* 38(6): 411–421.
- LADISLAO L, FIORETTI S (2007) Nonlinear analysis of posturographic data. *Med Biol Eng Comput* 45(7): 679–688.
- LAFOND D, DUARTE M, PRINCE F (2004) Comparison of three methods to estimate the center of mass during balance assessment. *J Biomech* 37(9): 1421–1426.
- LAFOND D, CORRIVEAU H, HÉBERT R, PRINCE F (2004) Intrasession reliability of center of pressure measures of postural steadiness in healthy elderly people. *Arch Phys Med Rehabil* 85(6): 896–901.
- LAJOIE Y, TEASDALE N, BARD C, FLEURY M (1993) Attentional demands for static and dynamic equilibrium. *Exp Brain Res* 97(1): 139–144.
- LAKE DE, RICHMAN JS, GRIFFIN MP, MOORMAN JR (2002) Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability. *Am J Physiol Regul Integr Comp Physiol* 283(3): R789–R797.
- LAKIE M, CAPLAN N, LORAM ID (2003) Human balancing of an inverted pendulum with a compliant linkage: neural control by anticipatory intermittent bias. *J Physiol* 551(Pt 1): 357–370.
- LAKIE M, LORAM ID (2006) Manually controlled human balancing using visual, vestibular and proprioceptive senses involves a common, low frequency neural process. *J Physiol* 577(Pt 1): 403–416.
- LAMOTH CJ, VAN LUMMEL RC, BEEK PJ (2009) Athletic skill level is reflected in body sway: a test case for accelometry in combination with stochastic dynamics. *Gait Posture* 29(4): 546–551.
- LAMOTH CJ, VAN HEUVELEN MJ (2012) Sports activities are reflected in the local stability and regularity of body sway: older ice-skaters have better postural control than inactive elderly. *Gait Posture* 35(3): 489–493.
- LATASH ML (2006) Synergy. Oxford University Press: Oxford, New York.
- LATASH ML (2008) Neurophysiological basis of movement. Human Kinetics: Champaign, Windsor, Leeds, Lower Mitcham, North Shore City.
- LATASH ML (2011) Anticipatory control of voluntary action: Merging the ideas of equilibrium-point control and synergic control. In: Danion F,

- Latash ML (Hrsg.). Motor Control: Theories, experiments, and applications. S. 3–29. Oxford University Press: Oxford (u.a.).
- LAUGHTON CA, SLAVIN M, KATDARE K, NOLAN L, BEAN JF, KERRIGAN DC, PHILLIPS E, LIPSITZ LA, COLLINS JJ (2003) Aging, muscle activity, and balance control: physiologic changes associated with balance impairment. *Gait Posture* 18(2): 101–108.
- LAVOIE BA, CODY FW, CAPADAY C (1995) Cortical control of human soleus muscle during volitional and postural activities studied using focal magnetic stimulation. *Exp Brain Res* 103(1): 97–107.
- LE CLAIR K, RIACH C (1996) Postural stability measures: what to measure and for how long. *Clin Biomech* 11(3): 176–178.
- LEONHARDT H, TÖNDURY G, ZILLES K (1987) Anatomie des Menschen. Band III: Nervensysteme, Sinnesorgane. Thieme: Stuttgart, New York.
- LEVINE JA, SCHLEUSNER SJ, JENSEN MD (2000) Energy expenditure of nonexercise activity. *Am J Clin Nutr* 72(6): 1451–1454.
- LI Y, LEVINE WS, LOEB GE (2012) A two-joint human posture control model with realistic neural delays. *IEEE T Neur Syst Reh* 20(5): 738–748.
- LIPSITZ LA, GOLDBERGER AL (1992) Loss of 'complexity' and aging. Potential applications of fractals and chaos theory to senescence. *JAMA* 267: 1806–1809.
- LIPSITZ LA (2002) Dynamics of stability: the physiologic basis of functional health and frailty. *J Gerontol* 57(3): B115–125.
- LLOYD DPC (1943) Neuron patterns controlling transmission of ipsilateral hind limb reflexes in cat. *J Neurophysiol* 6(4): 293–315.
- LOOSCH E (1995) Funktionelle Variabilität im Dartwurf. *Sportwissenschaft* 25: 417–425.
- LOOSCH E (1997) Variabilität – Phänomen und Prinzip menschlicher Bewegungen. *Sportwissenschaft* 27: 294–309.
- LOOSCH E (1999) Allgemeine Bewegungslehre. Limpert Verlag: Wiebelsheim.
- LORAM ID, KELLY SM, LAKIE M (2001) Human balancing of an inverted pendulum: is sway size controlled by ankle impedance? *J Physiol* 532(Pt 3): 879–891.
- LORAM ID, LAKIE M (2002a) Direct measurement of human ankle stiffness during quiet standing: the intrinsic mechanical stiffness is insufficient for stability. *J Physiol* 545(Pt 3): 1041–1053.
- LORAM ID, LAKIE M (2002b) Human balancing of an inverted pendulum: position control by small, ballistic-like, throw and catch movements. *J Physiol* 540(Pt 3): 1111–1124.
- LORAM ID, MAGANARIS CN, LAKIE M (2004) Paradoxical muscle movement in human standing. *J Physiol* 556(Pt 3): 683–689.
- LORAM ID, MAGANARIS CN, LAKIE M (2005a) Active, non-spring-like muscle movements in human postural sway: how might paradoxical changes in muscle length be produced? *J Physiol* 564(Pt 1): 281–293.
- LORAM ID, MAGANARIS CN, LAKIE M (2005b) Human postural sway results from frequent, ballistic bias impulses by soleus and gastrocnemius. *J Physiol* 564(Pt 1): 295–311.
- LORAM ID, GAWTHROP PJ, LAKIE M (2006) The frequency of human, manual adjustments in balancing an inverted pendulum is constrained by intrinsic physiological factors. *J Physiol* 577(Pt 1): 417–432.
- LORAM ID, MAGANARIS CN, LAKIE M (2007a) The passive, human calf

- muscles in relation to standing: the non-linear decrease from short range to long range stiffness. *J Physiol* 584(Pt 2): 661–675.
- LORAM ID, MAGANARIS CN, LAKIE M (2007b) The passive, human calf muscles in relation to standing: the short range stiffness lies in the contractile component. *J Physiol* 584(Pt 2): 677–692.
- LORAM ID, MAGANARIS CN, LAKIE M (2009a) Paradoxical muscle movement during postural control. *Med Sci Sports Exerc* 41(1): 198–204.
- LORAM ID, LAKIE M, GAWTHROP PJ (2009b) Visual control of stable and unstable loads: what is the feedback delay and extent of linear time-invariant control? *J Physiol* 587(Pt 6): 1343–1365.
- LORAM ID, GOLLEE H, LAKIE M, GAWTHROP PJ (2011) Human control of an inverted pendulum: is continuous control necessary? Is intermittent control effective? Is intermittent control physiological? *J Physiol* 589(Pt 2): 307–324
- LORENZ EN (1963) Deterministic nonperiodic flow. *J Atmos Sci* 20(2): 130–141.
- LOSA GA (2009) The fractal geometry of life. *Riv Biol* 102(1): 29–59.
- LU HW, CHEN YZ (2003) Correlation dimension and the largest Lyapunov exponent characterization of RR interval. *Space Med Med Eng* 16(6): 396–399.
- MACCALLUM RC, WIDAMAN KF, ZHANG S, HONG S (1999) Sample size in factor analysis. *Psychol Methods* 4: 84–99.
- MAHBOOBIN A, LOUGHLIN PJ, REDFERN MS, SPARTO PJ (2005) Sensory re-weighting in human postural control during moving-scene perturbations. *Exp Brain Res* 167(2): 260–267.
- MAKI BE, HOLLIDAY PJ, FERNIE GR (1990) Aging and postural control. A comparison of spontaneous- and induced-sway balance tests. *J Am Geriatr Soc* 38(1): 1–9.
- MAKI BE, HOLLIDAY PJ, TOPPER AK (1994) A prospective study of postural balance and risk of falling in an ambulatory and independent elderly population. *J Gerontol* 49(2): M72–84.
- MAKI BE, MCILROY WE (1996) Postural control in the older adult. *Clin Geriatr Med* 12(4): 635–658.
- MAKI BE, MCILROY WE (2006) Control of rapid limb movements for balance recovery: age-related changes and implications for fall prevention. *Age Ageing* 35 Suppl 2:ii12–ii18.
- MALLAT SG (1989) A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE T Pattern Anal* 11(7): 674–693.
- MANCINI M, HORAK FB (2010) The relevance of clinical balance assessment tools to differentiate balance deficits. *Eur J Phys Rehabil Med* 46(2): 239–248.
- MANDELBROT BB, VAN NESS JW (1968) Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Rev* 10: 422–437.
- MANABE Y, HONDA E, SHIRO Y, SAKAI K, KOHIRA I, KASHIHARA K, SHOHMORI T, ABE K (2001) Fractal dimension analysis of static stabilometry in Parkinson's disease and spinocerebellar ataxia. *Neurol Res* 23(4): 397–404.
- MANCINI M, HORAK FB (2010) The relevance of clinical balance assessment tools to differentiate balance deficits. *Eur J Phys Rehabil Med* 46(2): 239–248.
- MANOR B, COSTA MD, HU K, NEWTON E, STAROBINETS O, KANG HG, PENG CK, NOVAK V, LIPSITZ LA (2010) Physiological complexity and system adaptability: evidence from postural control dynamics of older adults. *J*

- Appl Physiol* 109(6): 1786–1791.
- MANOR B, LIPSITZ LA (2013) Physiologic complexity and aging: implications for physical function and rehabilitation. *Prog Neuropsychopharmacol Biol Psychiatry* 45:287–293.
- MARWAN N, ROMANO MC, THIEL M, KURTHS J (2007) Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Phys Rep* 438 (5-6): 237–329.
- MARWAN N (2008) A historical review of recurrence plots. *Eur Phys J* 164: 3-12.
- MARWAN N (2011) How to avoid potential pitfalls in recurrence plot based data analysis. *Int J Bifurcat Chaos* 21(4): 1003–1017.
- MASANI K, POPOVIC MR, NAKAZAWA K, KOUZAKI M, NOZAKI D (2003) Importance of body sway velocity information in controlling ankle extensor activities during quiet stance. *J Neurophysiol* 90(6): 3774–3782.
- MASANI K, VETTE AH, POPOVIC MR (2006) Controlling balance during quiet standing: proportional and derivative controller generates preceding motor command to body sway position observed in experiments. *Gait Posture* 23(2): 164–172.
- MASANI K, VETTE AH, KAWASHIMA N, POPOVIC MR (2008) Neuromusculoskeletal torque-generation process has a large destabilizing effect on the control mechanism of quiet standing. *J Neurophysiol* 100(3): 1465–1475.
- MASANI K, SAYENKO DG, VETTE AH (2013) What triggers the continuous muscle activity during upright standing? *Gait Posture* 37(1): 72–77.
- MASSION J (1992) Movement, posture and equilibrium: interaction and coordination. *Prog Neurobiol* 38(1): 35–56.
- MASSION J (1994) Postural control system. *Curr Opin Neurobiol* 4(6): 877–887.
- MAURER C, PETERKA RJ (2005) A new interpretation of spontaneous sway measures based on a simple model of human postural control. *J Neurophysiol* 93(1): 189–200.
- MAURER C, MERGNER T, PETERKA RJ (2006) Multisensory control of human upright stance. *Exp Brain Res* 171(2): 231–250.
- MCDONNELL MD, STOCKS NG, PEARCE CEM, ABBOTT D (2008) Stochastic Resonance. From suprathreshold stochastic resonance to stochastic signal quantization. Cambridge: Cambridge UP.
- MCDONNELL MD, ABBOTT D (2009) What Is Stochastic Resonance? Definitions, Misconceptions, Debates, and Its Relevance to Biology. *PLoS Comput Biol* 5: e1000348.
- MCDONNELL MD, WARD LM (2011) The benefits of noise in neural systems: bridging theory and experiment. *Nat Rev Neurosci* 12: 415–426.
- MCNEVIN NH, WULF G (2002) Attentional focus on supra-postural tasks affects postural control. *Hum Mov Sci* 21(2): 187-202.
- MENEGONI F, GALLI M, TACCHINI E, VISMARA L, CAVIGIOLI M, CAPODAGLIO P (2009) Gender-specific effect of obesity on balance. *Obesity* 17(10): 1951–1956.
- MERGNER T, MAURER C, PETERKA RJ (2003) A multisensory posture control model of human upright stance. *Prog Brain Res* 142:189–201.
- MERGNER T (2007) Modeling sensorimotor control of human upright stance. *Prog Brain Res* 165: 283–297.
- MERTINS A (2010) Signaltheorie. Grundlagen der Signalbeschreibung, Filterbänke, Wavelets, Zeit-Frequenz-Analyse, Parameter- und Signalschätzung. Vieweg & Teubner: Wiesbaden.
- MEYER H (1853) Das aufrechte Stehen (Erster Beitrag zur Mechanik des

- menschlichen Knochengerüsts). In: Müller J. Archiv für Anatomie, Physiologie und wissenschaftliche Medizin, in Verbindung mit mehreren Gelehrten S.9–44. Veit et comp: Berlin.
- MEYER H (1863) Die wechselnde Lage des Schwerpunktes in dem menschlichen Körper. Ein Beitrag zur plastischen Anatomie. W Engelmann: Leipzig.
- MEZZARANE RA, KOHN AF (2007) Control of upright stance over inclined surfaces. *Exp Brain Res* 180(2): 377–388.
- MILES-CHAN JL, SARAFIAN D, MONTANI JP, SCHUTZ Y, DULLOO A (2013) Heterogeneity in the energy cost of posture maintenance during standing relative to sitting: phenotyping according to magnitude and time-course. *PLoS One* 8(5): e65827.
- MINAMISAWA T, SAWAHATA H, TAKAKURA K, YAMAGUCHI T (2012) Characteristics of temporal fluctuation of the vertical ground reaction force during quiet stance in Parkinson's disease. *Gait Posture* 35(2): 308–311.
- MINDLIN GM, GILMORE R (1992) Topological analysis and synthesis of chaotic time series. *Physica D* 58(1-4): 229–242.
- MOCHIZUKI L, DUARTE M, AMADIO AC, ZATSIORSKY VM, LATASH ML (2006) Changes in postural sway and its fractions in conditions of postural instability. *J Appl Biomech* 22(1): 51–60.
- MOGHADAM M, ASHAYERI H, SALAVATI M, SARAFZADEH J, TAGHIPOOR KD, SAEEDI A, SALEHI R (2011) Reliability of center of pressure measures of postural stability in healthy older adults: effects of postural task difficulty and cognitive load. *Gait Posture* 33(4): 651–655.
- MORALES CJ, KOLACZYK ED (2002) Wavelet-based multifractal analysis of human balance. *Ann Biomed Eng* 30(4): 588–597.
- MORASSO PG, BARATTO L, CAPRA R, SPADA G (1999) Internal models in the control of posture. *Neural Netw* 12(7-8): 1173–1180.
- MORASSO PG, SCHIEPPATI M (1999) Can muscle stiffness alone stabilize upright standing? *J Neurophysiol* 82(3): 1622–1626.
- MORASSO PG, SANGUINETI V (2002) Ankle muscle stiffness alone cannot stabilize balance during quiet standing *J Neurophysiol* 88(4): 2157–2162.
- MORASSO PG (2011) 'Brute force' vs. 'gentle taps' in the control of unstable loads. *J Physiol* 589(Pt 3): 459–460.
- MORLET J, ARENS G, FOURGEAU I, GIARD D (1982) Wave propagation and sampling theory. *Geophysics* 47: 203–236.
- MOSSO A (1884) Applicazione della bilancia allo studio della circolazione sanguigna dell'uomo. Atti della Reale Accademia Nazionale dei Lincei Memorie Classe di Scienze Fisiche Matematiche e Naturali. XIX: 531–543.
- MOYA GBL, SIQUEIRA CM, CAFFARO RR, FU C TANAKA C (2009) Can quiet standing posture predict compensatory postural adjustment? *Clinics (Sao Paulo)* 64(8): 791–796.
- MUIR SW, BERG K, CHESWORTH B, SPEECHLEY M (2008) Use of the Berg Balance Scale for predicting multiple falls in community-dwelling elderly people: a prospective study. *Phys Ther* 88(4): 449–459.
- MUNGIOLE M, MARTIN PE (1990) Estimating segment inertial properties: comparison of magnetic resonance imaging with existing methods. *J Biomech* 23(10): 1039–1046.
- MURRAY MP, SEIREG A, SCHOLZ RC (1967) Center of gravity, center of pressure, and supportive forces dur-

- ing human activities. *J Appl Physiol* 23(6): 831–838.
- MYKLEBUST JB, PRIETO T, MYKLEBUST B (1995) Evaluation of nonlinear dynamics in postural steadiness time series. *Ann Biomed Eng* 23(6): 711–719.
- NARDONE A, TARANTOLA J, GALANTE M, SCHIEPPATI M (1998) Time course of stabilometric changes after a strenuous treadmill exercise. *Arch Phys Med Rehabil* 79(8): 920–924.
- NARDONE A, SCHIEPPATI M (2010) The role of instrumental assessment of balance in clinical decision making. *Eur J Phys Rehabil Med* 46(2): 221–237.
- NASHNER LM (1976) Adapting reflexes controlling the human posture. *Exp Brain Res* 26(1): 59–72.
- NASHNER L, BERTHOZ A (1978) Visual contribution to rapid motor responses during postural control. *Brain Res* 150(2): 403–407.
- NASHNER LM, BLACK FO, WALL C 3<sup>RD</sup> (1982) Adaptation to altered support and visual conditions during stance: patients with vestibular deficits. *J Neurosci* 2(5): 536–544.
- NASHNER LM, MCCOLLUM G (1985) The organization of human postural movements: a formal basis and experimental synthesis. *Behav Brain Sci* 8: 135–172.
- NAVAS F, STARK L (1968) Sampling or Intermittency in Hand Control System Dynamics. *J Biophys* 8(2): 252–302.
- NEGAHBAN H, SALAVATI M, MAZAHERI M, SANJARI MA, HADIAN MR, PARNIANPOUR M (2010) Non-linear dynamical features of center of pressure extracted by recurrence quantification analysis in people with unilateral anterior cruciate ligament injury. *Gait Posture* 31(4): 450–455.
- NEGAHBAN H, SANJARI MA, MOFATEH R, PARNIANPOUR M (2013) Nonlinear dynamical structure of sway path during standing in patients with multiple sclerosis and in healthy controls is affected by changes in sensory input and cognitive load. *Neurosci Lett* 553: 126–131.
- NEVITT MC, CUMMINGS SR, HUDES ES (1991) Risk factors for injurious falls: a prospective study. *J Gerontol* 46(5): M164-70.
- NEWELL KM (1991) Motor skill acquisition. *Annu Rev Psychol* 42: 213–237.
- NEWELL KM, CORCOS DM (1993) Issues in variability in motor control. In: Newell KM, Corcos DM (Hrsg.): Variability and motor control. S. 1–12. Human Kinetics: Champaign, Windsor, Leeds.
- NEWELL KM, VAN EMMERIK REA, LEE D, SPRAGUE RL (1993) On postural stability and variability. *Gait Posture* 1(4): 225–230.
- NEWELL KM, SLOBOUNOV SM, SLOBOUNOVA ES, MOLENAAR PC (1997a) Stochastic processes in postural center-of-pressure profiles. *Exp Brain Res* 113(1): 158–164.
- NEWELL KM, SLOBOUNOV SM, SLOBOUNOVA ES, MOLENAAR PC (1997b) Short-term non-stationarity and the development of postural control. *Gait Posture* 6(1): 56–62.
- NEWELL KM, SLIFKIN AB (1998) The nature of movement variability. In: Piek JP (Hrsg): Motor behavior and human skill - a multidisciplinary approach. . S. 143-160. Human Kinetics: Champaign, Windsor, Leeds, Lower Mitcham, Auckland.
- NEWELL KM, DEUTSCH KM, SOSNOFF JJ, MAYER-KRESS G (2006) Variability in motor output as noise: a default and erroneous proposition? In: Davids K, Bennet S, Newell KM (Hrsg.): Movement system variability. S. 3–23. Human Kinetics, Champaign, Windsor, Leeds.

- NGUYEN HP, DINGWELL JB (2012) Proximal versus distal control of two-joint planar reaching movements in the presence of neuromuscular noise. *J Biomech Eng* 134 (6): 061007.
- NIEMITZ C (2010) The evolution of the upright posture and gait—a review and a new synthesis. *Naturwissenschaften* 97(3): 241–263.
- NORRIS JA, MARSH AP, SMITH IJ, KOHUT RI, MILLER ME (2005) Ability of static and statistical mechanics posturographic measures to distinguish between age and fall risk. *J Biomech* 38(6): 1263–1272.
- NOMURA T, OSHIKAWA S, SUZUKI Y, KIYONO K, MORASSO P (2013) Modeling human postural sway using an intermittent control and hemodynamic perturbations. *Math Biosci* (in press).
- O’CONNOR SM, KUO AD (2009) Direction-dependent control of balance during walking and standing. *J Neurophysiol* 102(3): 1411–1419.
- OGAYA S, IKEZOE T, SODA N, ICHIHASHI N (2011) Effects of balance training using wobble boards in the elderly. *J Strength Cond Res* 25(9): 2616–2622.
- OIE KS, KIEMEL T, JEKA JJ (2002) Multisensory fusion: simultaneous re-weighting of vision and touch for the control of human posture. *Brain Res Cogn Brain Res* 14(1):164–176.
- OLIVEIRA LF, SIMPSON DM, NADAL J (1996) Calculation of area of stabilometric signals using principal component analysis. *Physiol Meas* 17(4): 305–312.
- ONIGBINDE AT, AWOTIDEBE T, AWOSIKA H (2009) Effect of 6 weeks wobble board exercises on static and dynamic balance of stroke survivors. *Technol Health Care* 17(5-6): 387–392.
- OPPENHEIM U, KOHEN-RAZ R, ALEX D, KOHEN-RAZ A, AZARYA M (1999) Postural characteristics of diabetic neuropathy. *Diabetes Care* 22(2): 328–332.
- OSBORNE LC, LISBERGER SG, BIALEK W (2005) A sensory source for motor variation. *Nature* 437(7057): 412–416.
- PALMER CE (1928) Center of gravity of the human body during growth. *Am J Phys Anthropol* 11(3): 423–455.
- PALMIERI RM, INGERSOLL CD, STONE MB, KRAUSE BA (2002) Center-of-pressure parameters used in the assessment of postural control. *J Sport Rehabil* 11: 51–66.
- PAN N, WU J, WILLIAMS K, WANG Y (2005) Effects of floor coverings on posture steadiness and locomotion stability. Technical Report, National textile center. NTC Project: S04-CD03.
- PAPULA L (2008) Mathematik für Ingenieure und Naturwissenschaftler. Band 1. Vieweg & Teubner: Wiesbaden.
- PAVOL MJ (2005) Detecting and understanding differences in postural sway. Focus on "A new interpretation of spontaneous sway measures based on a simple model of human postural control". *J Neurophysiol* 93(1): 20–21.
- PELLECCHIA GL (2003) Postural sway increases with attentional demands of concurrent cognitive task. *Gait Posture* 18(1): 29–34.
- PENG CK, BULDYREV SV, HAUSDORFF JM, HAVLIN S, MIETUS JE, SIMONS M, STANLEY HE, GOLDBERGER AL (1994a) Non-equilibrium dynamics as an indispensable characteristic of a healthy biological system. *Integr Physiol Behav Sci* 29(3): 283–293.
- PENG CK, BULDYREV SV, HAVLIN S, SIMONS M, STANLEY HE, GOLDBERGER AL (1994b) Mosaic organization of DNA nucleotides. *Phys Rev E* 49(2): 1685–1689.
- PENG CK, HAVLIN S, STANLEY HE, GOLDBERGER AL (1995) Quantifica-



- tion of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. *Chaos* 5(1): 82–87.
- PENG CK, MIETUS JE, LIU Y, LEE C, HAUSDORFF JM, STANLEY HE, GOLDBERGER AL, LIPSITZ LA (2002) Quantifying fractal dynamics of human respiration: age and gender effects. *Ann Biomed Eng* 30(5): 683–692.
- PETERKA RJ (2000) Postural control model interpretation of stabilogram diffusion analysis. *Biol Cybern* 82(4): 335–343.
- PETERKA RJ (2002) Sensorimotor integration in human postural control. *J Neurophysiol* 88(3): 1097–1118.
- PETERKA RJ, LOUGHLIN PJ (2004) Dynamic regulation of sensorimotor integration in human postural control. *J Neurophysiol* 91(1): 410–423.
- PETERSON ML, CHRISTOU E, ROSENGREN KS (2006). Children achieve adult-like sensory integration during stance at 12-years-old. *Gait Posture*. 23(4): 455–463.
- PIIRTOLA M, ERA P (2006) Force platform measurements as predictors of falls among older people - a review. *Gerontology* 52(1): 1-16.
- PINCUS SM (1991) Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proc Natl Acad Sci USA* 88(6): 2297–2301.
- PODOBNIK B, STANLEY HE (2008) Detrended cross-correlation analysis: a new method for analyzing two nonstationary time series. *Phys Rev Lett* 100(8): 084102.
- PODOBNIK B, HORVATIC D, PETERSEN AM, STANLEY HE (2009) Cross-correlations between volume change and price change. *Proc Natl Acad Sci USA* 106(52):22079–22084.
- POLASTRI PF, BARELA JA, KIEMEL T, JEKA JJ (2012) Dynamics of intermodality re-weighting during human postural control. *Exp Brain Res* 223(1): 99–108.
- POLLOCK AS, DURWARD BR, ROWE PJ, PAUL JP (2000) What is balance? *Clin Rehabil* 14(4): 402–406.
- PRADELS A, PRADON D, HLAVAČKOVÁ P, DIOT B, VUILLERME N (2013) Sensory Re-Weighting in Human Bipedal Postural Control: The Effects of Experimentally-Induced Plantar Pain. *PLoS One* 8(6): e65510.
- PRADO JM, STOFFREGEN TA, DUARTE M (2007) Postural sway during dual tasks in young and elderly adults. *Gerontology* 53(5): 274–281.
- PREPARATA FP & SHAMOS MI (1985) Computational geometry, an introduction. Springer: New York, Berlin, Heidelberg.
- PRIETO T, MYKLEBUST J (1993) Measures of postural sway – letter to editor. *Clin Pharmacol Ther* 54(2): 228.
- PRIETO TE, MYKLEBUST JB, HOFFMANN RG, LOVETT EG, MYKLEBUST BM (1996) Measures of postural steadiness: differences between healthy young and elderly adults. *IEEE Trans Biomed Eng* 43(9): 956–966.
- PRIPLATA A1, NIEMI J, SALEN M, HARRY J, LIPSITZ LA, COLLINS JJ (2002) Noise-enhanced human balance control. *Phys Rev Lett* 89(23): 238101.
- PRIPLATA AA1, NIEMI JB, HARRY JD, LIPSITZ LA, COLLINS JJ (2003) Vibrating insoles and balance control in elderly people. *Lancet* 362(9390): 1123–1124.
- PROSCHAN F (1953) Confidence and tolerance intervals for the normal distribution. *J Am Stat Assoc* 48(263): 550–564.
- QU X, NUSSBAUM MA, MADIGAN ML (2007) A balance control model of quiet upright stance based on an optimal control strategy. *J Biomech* 40(16): 3590–3597.

- RAMDANI S, SEIGLE B, LAGARDE J, BOUCHARA F, BERNARD PL (2009) On the use of sample entropy to analyze human postural sway data. *Med Eng Phys* 31(8): 1023–1031.
- RAMDANI S, SEIGLE B, VAROQUI D, BOUCHARA F, BLAIN H, BERNARD PL (2011) Characterizing the dynamics of postural sway in humans using smoothness and regularity measures. *Ann Biomed Eng* 39(1): 161–171.
- RAMDANI S, TALLON G, BERNARD PL, BLAIN H (2013) Recurrence quantification analysis of human postural fluctuations in older fallers and non-fallers. *Ann Biomed Eng* 41(8): 1713–1725.
- RAPP PE, ZIMMERMAN ID, ALBANO AM, DEGUZMAN GC, GREENBAUN NN (1985) Dynamics of spontaneous neural activity in the simian motor cortex: The dimension of chaotic neurons. *Phys Lett A* 110(6): 335–338.
- RAYMAKERS JA, SAMSON MM, VERHAAR HJ (2005) The assessment of body sway and the choice of the stability parameter(s). *Gait Posture* 21(1): 48–58.
- REYNOLDS E & LOVETT R (1909) A method of determining the position of the centre of gravity in its relation to certain bony landmarks in the erect position. *Am J Physiol* 24 (2) 286–293.
- REDFERN MS, YARDLEY L, BRONSTEIN AM (2001) Visual influences on balance. *J Anxiety Disord* 15(1-2): 81–94.
- RHEA CK, SILVER TA, HONG SL, RYU JH, STUDENKA BE, HUGHES CML, HADDAD JM (2011) Noise and Complexity in Human Postural Control: Interpreting the Different Estimations of Entropy. *PLoS ONE* 6: e17696.
- RIACH CL, HAYES KC (1987) Maturation of postural sway in young children. *Dev Med Child Neurol* 29(5): 650–658.
- RICCIO GE (1993) Information in movement variability: About the qualitative dynamics of posture and orientation. In: Newell KM & Corcos DM (Hrsg): Variability and motor control. S. 317–357. Human Kinetics: Champaign, Windsor, Leeds.
- RICHARD HA, KULLMER G (2013) Biomechanik. Grundlagen und Anwendungen auf den menschlichen Bewegungsapparat. Wiesbaden: Springer Vieweg.
- RICHMAN J, MOORMAN J (2000) Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *Am J Physiol Heart Circ Physiol* 278(6): H2039–H2049.
- RICKLES D, HAWE P, SHIELL A (2007) A simple guide to chaos and complexity. *J Epidemiol Community H* 61(11): 933–937.
- RILEY MA, WONG S, MITRA S, TURVEY MT (1997) Common effects of touch and vision on postural parameters. *Exp Brain Res* 117(1): 165–170.
- RILEY MA, BALASUBRAMANIAM R, MITRA S, TURVEY MT (1998) Visual Influences on Center of Pressure Dynamics in Upright Posture. *Ecol Psychol* 10(2): 65–91.
- RILEY MA, BALASUBRAMANIAM R, TURVEY MT (1999) Recurrence quantification analysis of postural fluctuations. *Gait Posture* 9(1): 65–78.
- RILEY MA, TURVEY M (2002) Variability and determinism in motor behavior. *J Mot Behav* 34: 99–125.
- RILEY MA, BONNETTE S, KUZNETSOV N, WALLOT S, GAO J (2012) A tutorial introduction to adaptive fractal analysis. *Front Physiol* 3: 371.
- ROCCHI L, CHIARI L, HORAK FB (2002) Effects of deep brain stimulation and levodopa on postural sway in Parkinson's disease. *J Neurol Neurosurg Psychiatry* 73(3): 267–274.
- ROCCHI L, CHIARI L, CAPPELLO A (2004) Feature selection of

- stabilometric parameters based on principal component analysis. *Med Biol Eng Comput* 42(1): 71–79.
- ROCCHI L, CHIARI L, CAPPELLO A, HORAK FB (2006) Identification of distinct characteristics of postural sway in Parkinson's disease: a feature selection procedure based on principal component analysis. *Neurosci Lett* 394(2): 140–145.
- ROCCHI MBL, SISTI D, DITROILO M, CALAVALLE A, PANEBIANCO R (2005) The misuse of the confidence ellipse in evaluating statokinesigram. *International Journal of Sports Science* 12: 169–171.
- ROERDINK M, DE HAART M, DAFFERTSHOFER A, DONKER SF, GEURTS AC, BEEK PJ (2006) Dynamical structure of center-of-pressure trajectories in patients recovering from stroke. *Exp Brain Res* 174(2): 256–269.
- ROERDINK M, HLAVACKOVA P, VUILLERME N (2011) Center-of-pressure regularity as a marker for attentional investment in postural control: a comparison between sitting and standing postures. *Hum Mov Sci* 30(2): 203–212.
- ROGERS MW, MILLE ML (2003) Lateral stability and falls in older people. *Exerc Sport Sci Rev* 31(4): 182–187.
- ROMBERG MH (1853) Manual of nervous diseases of man. Sydenham Society.
- ROSENSTEIN MT, COLLINS JJ, DE LUCA CJ (1993) A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets. *Physica D* 65: 117–134.
- RUELLE D, TAKENS F (1971) On the nature of turbulence. *Commun Math Phys* 20: 167–192.
- RUHE A, FEJER R, WALKER B (2010) The test-retest reliability of centre of pressure measures in bipedal static task conditions--a systematic review of the literature. *Gait Posture* 32(4): 436–445.
- RUNGE CF, SHUPERT CL, HORAK FB, ZAJAC FE (1999) Ankle and hip postural strategies defined by joint torques. *Gait Posture* 10(2): 161–170.
- SAFFER M, KIEMEL T, JEKA J (2008) Coherence analysis of muscle activity during quiet stance. *Exp Brain Res* 185(2): 215–226.
- SAHA DJ, MORASSO P (2012) Stabilization strategies for unstable dynamics. *PLoS One* 7(1): e30301.
- SALZMAN B (2010) Gait and balance disorders in older adults. *Am Fam Physician* 82(1): 61–68.
- SANDRONE S, BACIGALUPPI M, GALLONI MR, CAPPAS SF, MORO A, CATANI M, FILIPPI M, MONTI MM, PERANI D, MARTINO G (2013). Weighing brain activity with the balance: Angelo Mosso's original manuscripts come to light. *Brain* (in press).
- SANTARCANGELO EL, SCATTINA E, CARLI G, BALOCCHI R, MACERATA A, MANZONI D (2009) Modulation of the postural effects of cognitive load by hypnotizability. *Exp Brain Res* 194(2): 323–328.
- SARABON N, ROSKER J, LOEFLER S, KERN H (2013) The effect of vision elimination during quiet stance tasks with different feet positions. *Gait Posture* (in press).
- SASAGAWA S, USHIYAMA J, MASANI K, KOUZAKI M, KANEHISA H (2009) Balance control under different passive contributions of the ankle extensors: quiet standing on inclined surfaces. *Exp Brain Res* (4): 537–544.
- SCHAAL S, SCHWEIGHOFER N (2005) Computational motor control in humans and robots. *Curr Opin Neurobiol* 15(6):675–682.
- SCHEIDT W (1922) Untersuchungen über die Massenproportionen des menschlichen Körpers (ein Beitrag zur somatometrischen Charakterisie-

- nung des Individuums). *Zeitschr ges Anat* 8: 259–268.
- SCHERFER E, BOHLS C, FREIBERGER E, HEISE K-F, HOGAN D (2006) Berg-Balance-Scale – deutsche Version bersetzung eines Instruments zur Beurteilung von Gleichgewicht und Sturzgefhrdung. *Physioscience* 2: 56–66.
- SCHIEPPATI M, HUGON M, GRASSO M, NARDONE A, GALANTE M (1994) The limits of equilibrium in young and elderly normal subjects and in parkinsonians. *Electroen Clin Neuro* 93(4): 286–298.
- SCHIEPPATI M, NARDONE A (1997) Medium-latency stretch reflexes of foot and leg muscles analysed by cooling the lower limb in standing humans. *J Physiol* 503 (Pt 3):691–698.
- SCHIEPPATI M, NARDONE A, CORNA S, BOVE M (2001) The complex role of spindle afferent input, as evidenced by the study of posture control in normal subjects and patients. *Neurol Sci* 22: S15–S20.
- SCHMID M, CONFORTO S, BIBBO D, D'ALESSIO T (2004) Respiration and postural sway: detection of phase synchronizations and interactions. *Hum Mov Sci* 23(2): 105–119.
- SCHMIDT RA (1975) A Schema Theory of Discrete Motor Skill Learning. *Psychol Rev* 82(4): 225–260.
- SCHMIT JM, REGIS DI, RILEY MA (2005) Dynamic patterns of postural sway in ballet dancers and track athletes. *Exp Brain Res* 163(3): 370–378.
- SCHMIT JM, RILEY MA, DALVI A, SAHAY A, SHEAR PK, SHOCKLEY KD, PUN RY (2006) Deterministic center of pressure patterns characterize postural instability in Parkinson's disease. *Exp Brain Res* 168(3): 357–367.
- SCHOLZ D, SCHÖNER G (1999) The uncontrolled manifold concept: identifying control variables for a functional task. *Exp Brain Res* 126(3): 289–306.
- SCHOLZ JP, PARK E, JEKA JJ, SCHÖNER G, KIEMEL T (2012) How visual information links to multijoint coordination during quiet standing. *Exp Brain Res* 222(3): 229–239.
- SCHÖNER G (1991) Dynamic theory of action-perception patterns: the "moving room" paradigm. *Biol Cybern* 64(6):455–462.
- SCHROEDER M (2009) Fractals, chaos, power laws: minutes from an infinite paradise. Dover Publications: Mineola, New York.
- SCHUBERT P, TILLMANN MK, GETROST T, HAAS CT, SCHMIDTBLEICHER D (2011) Einfluss einer kognitiven Zusatzaufgabe auf die posturale Kontrolle. *Deut Z Sportmed* 62, (7-8), 252.
- SCHUBERT P, KIRCHNER M, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT (2012a) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part I). *J Bimed Sci Eng* 5: 496–507.
- SCHUBERT P, KIRCHNER M, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT (2012b) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part II). *J Bimed Sci Eng* 5: 508–516.
- SCHUBERT P (2013) Die Anwendung nichtlinearer Verfahren zur Charakterisierung der menschlichen Variabilität aus Zeitreihen. *Deut Z Sportmed* 64 (5), 132–140.
- SCHUBERT P, KIRCHNER M (2014) Ellipse area calculations and their applicability in posturography. *Gait Posture* 39(1): 518–522.
- SCHWEIGART G, MERGNER T (2008) Human stance control beyond steady state response and inverted pendulum simplification. *Exp Brain Res* 185(4): 635–653.
- SCOTT SH (2012) The computational and neural basis of voluntary motor control and planning. *Trends Cogn*

- Sci* 16(11): 541–549.
- SEIGLE B, RAMDANI S, BERNARD PL (2009) Dynamical structure of center of pressure fluctuations in elderly people. *Gait Posture* 30 (2): 223–226.
- SEVSEK F (2006) Determination of sway area by Fourier analysis of its contour. Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Applied Computer Science (ASC'06). Tenerife: 514-518.
- SHANNON CE (1948) A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal* 27 (3): 379–423.
- SHERRINGTON CS (1920) The integrative action of the nervous system. 6te Auflage. Yale University Press: New Haven.
- SIMEONOV P, HSIAO H, HENDRICKS S (2009) Effectiveness of vertical visual reference for reducing postural instability on inclined and compliant surfaces at elevation. *Appl Ergon* 40(3): 353-361.
- SIMS KJ, BRAUER SG (2000) A rapid upward step challenges medio-lateral postural stability. *Gait Posture* 12(3): 217–224.
- SINAI YG (1959) On the concept of entropy of a dynamical system. *Dokl Akad Nauk SSSR* 124: 768–771.
- SLIFKIN AB, NEWELL KM (1998) Is Variability in Human Performance a Reflection of System Noise? *Curr Dir Psychol Sci* 7(6): 170-177.
- SLIFKIN AB, VAILLANCOURT DE, NEWELL KM (2000) Intermittency in the control of continuous force production. *J Neurophysiol* 84(4): 1708–1718.
- SMITH JW (1957) The forces operating at the human ankle joint during standing. *J Anat* 91(Pt 4): 545–564.
- SMITH L (2007) Chaos - a very short introduction. Oxford University Press: Oxford, New York, ua.
- SOAMES RW, ATHA J (1982) The spectral characteristics of postural sway behaviour. *Eur J Appl Physiol Occup Physiol* 49(2): 169–177.
- SOLIS LA (1910) Determinacion experimental de la situacion del centre de gravedad en el cuerpo humano. Proc Pan-Amer Sc Cong, Santiago de Chile, II (5th sect.)
- STAM CJ (2005) Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: review of an emerging field. *Clin Neurophysiol* 116(10): 2266–2301.
- STAMBOLIEVA K, POPIVANOV D, GRIGOROVA V (2001) Nonlinear dynamics of human postural sway during upright stance. *Acta Physiol Pharmacol Bulg* 26(3): 159–163.
- STEINHAUSEN W (1930) Mechanik des menschlichen Körpers. Ruhelagen, Gehen, Laufen, Springen. In: Bethe A, von Bergmann G, Emden G, Ellinger A: Handbuch der normalen und pathologischen Physiologie. Springer, Berlin.
- STERGIOU N (2004) Innovative analysis of human movement - analytical tools for human movement research. Human Kinetics: Champaign, Windsor, Leeds, Lower Mitcham, Auckland.
- STERGIOU N, HARBOURNE R, CAVANAUGH J (2006) Optimal movement variability: a new theoretical perspective for neurologic physical therapy. *J Neurol Phys Ther* 30(3): 120–129.
- STERGIOU N, DECKER LM (2011) Human movement variability, nonlinear dynamics, and pathology: is there a connection? *Hum Mov Sci* 30(5): 869–888.
- STERNAD D, ABE MO (2011) Variability, Noise, and Sensitivity to Error in Learning a Motor Task. In: Latash ML, Danion F (Hrsg.). Motor Control. S. 267-294. Oxford University Press, Oxford, New York.

- STINS JF, MICHELSSEN ME, ROERDINK M, BEEK PJ (2009) Sway regularity reflects attentional involvement in postural control: effects of expertise, vision and cognition. *Gait Posture* 30(1): 106–109.
- STRANG AJ, DIDOMENICO A, BERG WP, MCGORRY RW (2013) Assessment of differenced center of pressure time series improves detection of age-related changes in postural coordination. *Gait Posture* (2): 345–348.
- SUZUKI Y, NOMURA T, MORASSO P (2011) Stability of a double inverted pendulum model during human quiet stance with continuous delay feedback control. *IEEE Eng Med Bio* 2011: 7450–7453.
- SUZUKI Y, NOMURA T, CASADIO M, MORASSO P (2012) Intermittent control with ankle, hip, and mixed strategies during quiet standing: a theoretical proposal based on a double inverted pendulum model. *J Theor Biol* 310: 55–79.
- SZAMEITAT AJ, SCHUBERT T, MÜLLER HJ (2011) How to test for dual-task-specific effects in brain imaging studies—an evaluation of potential analysis methods. *Neuroimage* 54(3): 1765–1773.
- TAKAGI A, FUJIMURA E, SUEHIRO S (1985) A new method of statokinesigram area measurement. Application of a statistically calculated ellipse. In: Igarashi M, Black O (Hrsg.). Vestibular and visual control on posture and locomotor equilibrium. S. 74–79. Karger: Bâle.
- TAKENS F (1981) Detecting strange attractors in turbulence. In: Rand DA, Young L-S (Hrsg.). Dynamical Systems and Turbulence, Lecture Notes in Mathematics. S. 366–381. Springer: Berlin.
- TALLON G, BLAIN H, SEIGLE B, BERNARD PL, RAMDANI S (2013) Dynamical and stabilometric measures are complementary for the characterization of postural fluctuations in older women. *Gait Posture* 38(1): 92–96.
- TAN L, JIANG J (2007) Fundamentals of analog and digital signal processing. Author House: Bloomington, Central Milton, Keynes.
- TAUBE W, KULLMANN N, LEUKEL C, KURZ O, AMTAGE F, GOLLHOFER A (2007) Differential reflex adaptations following sensorimotor and strength training in young elite athletes. *Int J Sports Med* 28(12): 999–1005.
- TAUBE W, GRUBER M, GOLLHOFER A (2008) Spinal and supraspinal adaptations associated with balance training and their functional relevance. *Acta Physiol (Oxf)* 193(2): 101–116.
- TEASDALE N, SIMONEAU M (2001) Attentional demands for postural control: the effects of aging and sensory reintegration. *Gait Posture* 14(3): 203–210.
- TELFORD CW (1931) The refractory phase of voluntary and associative responses. *J Exp Psychol* 14(1): 1–36.
- THEILER J, EUBANK S, LONGTIN A, GALDRIKIAN B, FARMER JD (1992) Testing for nonlinearity in time series: the method of surrogate data. *Physica D* 58: 77–94.
- THOMAS DP, WHITNEY RJ (1959) Postural movements during normal standing in Man. *J Anat* 93(Pt 4): 524–539.
- THURNER S, MITTERMAIER C, HANEL R, EHRENBERGER K (2000) Scaling-violation phenomena and fractality in the human posture control systems. *Phys Rev E* 62(3 Pt B): 4018–4024.
- THURNER S, MITTERMAIER C, EHRENBERGER K (2002) Change of complexity patterns in human posture during aging. *Audiol Neurootol* 7(4): 240–248.
- TIPLER & MOSCA (2009) Physik für Wissenschaftler und Ingenieure. Spektrum akademischer Verlag: Hei-

- delberg.
- TITTEL K (2003) Beschreibende und funktionelle Anatomie des Menschen. Urban & Fischer: München, Jena.
- TODOROV E, JORDAN M (2002) Optimal feedback control as a theory of motor coordination. *Nat Neurosci* 5(11): 1226–1235.
- TORRE K, WAGENMAKERS EJ (2009) Theories and models for  $1/f(\beta)$  noise in human movement science. *Hum Mov Sci* 28(3): 297–318.
- TURVEY MT (1990) Coordination. *Am Psychol* 45(8): 938–953.
- TYSON SF, CONNELL LA (2009) How to measure balance in clinical practice. A systematic review of the psychometrics and clinical utility of measures of balance activity for neurological conditions. *Clin Rehabil* 23(9): 824–840.
- VAILLANCOURT DE, NEWELL KM (2002) Changing complexity in human behavior and physiology through aging and disease. *Neurobiol Aging* 23(1): 1–11.
- VALLBO AB, WESSBERG J (1993) Organization of motor output in slow finger movements in man. *J Physiol* 469: 673–691.
- VAN BEERS RJ, HAGGARD P, WOLPERT DM (2004) The role of execution noise in movement variability. *J Neurophysiol* 91(2): 1050–1063.
- VAN DE KAMP C, GAWTHROP PJ, GOLLEE H, LORAM ID (2013) Refractoriness in sustained visuo-manual control: is the refractory duration intrinsic or does it depend on external system properties? *PLoS Comput Biol* 9(1): e1002843.
- VAN DER KOOIJ H, JACOBS R, KOOPMAN B, GROOTENBOER H (1999) A multi-sensory integration model of human stance control. *Biol Cybern* 80(5): 299–308.
- VAN DER KOOIJ H, JACOBS R, KOOPMAN B, VAN DER HELM F (2001) An adaptive model of sensory integration in a dynamic environment applied to human stance control. *Biol Cybern* 84(2): 103–115.
- VAN DER KOOIJ H, DE VLUGT E (2007) Postural responses evoked by platform perturbations are dominated by continuous feedback. *J Neurophysiol* 98(2): 730–743.
- VAN DER KOOIJ H, CAMPBELL AD, CARPENTER MG (2011) Sampling duration effects on centre of pressure descriptive measures. *Gait Posture* 34(1): 19–24.
- VANDERVELDE TJ, WOOLLACOTT MH, SHUMWAY-COOK A (2005) Selective utilization of spatial working memory resources during stance posture. *Neuroreport* 16(7): 773–777.
- VAN EMMERIK REA, VAN WEGEN EEH (2000) On Variability and Stability in Human Movement. *J Appl Biomech* 16: 394–406.
- VAN EMMERIK REA, VAN WEGEN EEH (2002) On the functional aspects of variability in postural control. *Exerc Sport Sci Rev* 30(4): 177–183.
- VAN SOEST AJ, HAENEN WP, ROZENDAAL LA (2003) Stability of bipedal stance: the contribution of cocontraction and spindle feedback. *Biol Cybern* 88(4): 293–301.
- VAN SOEST AJ, ROZENDAAL LA (2008) The inverted pendulum model of bipedal standing cannot be stabilized through direct feedback of force and contractile element length and velocity at realistic series elastic element stiffness. *Biol Cybern* 99(1):29–41.
- VETTE AH, MASANI K, NAKAZAWA K, POPOVIC MR (2010) Neural-mechanical feedback control scheme generates physiological ankle torque fluctuation during quiet stance. *IEEE T Neur Sys Reh* 18(1): 86–95.
- VIEIRA TM, OLIVEIRA LF, NADAL J (2009) Estimation procedures affect

- the center of pressure frequency analysis. *Braz J Med Biol Res* 42(7): 665–673.
- VIEIRA TM, WINDHORST U, MERLETTI R (2010) Is the stabilization of quiet upright stance in humans driven by synchronized modulations of the activity of medial and lateral gastrocnemius muscles? *J Appl Physiol* 108(1): 85–97.
- VIEIRA TM, LORAM ID, MUCELI S, MERLETTI R, FARINA D (2011) Postural activation of the human medial gastrocnemius muscle: are the muscle units spatially localised? *J Physiol* 589(Pt2): 431–443.
- VIEIRA TM, LORAM ID, MUCELI S, MERLETTI R, FARINA D (2012) Recruitment of motor units in the medial gastrocnemius muscle during human quiet standing: is recruitment intermittent? What triggers recruitment? *J Neurophysiol* 107(2): 666–676.
- VIERORDT K (1862) Grundriss der Physiologie des Menschen. Laupp & Siebeck: Tübingen.
- VINCE (1948) The intermittency of control movements and the psychological refractory period. *Br J Psychol Gen Sect* 38(Pt 3): 149–157.
- VISSER JE, CARPENTER MG, VAN DER KOOIJ H, BLOEM BR (2008) The clinical utility of posturography. *Clin Neurophysiol* 119(11): 2424–2436.
- VUILLERME N, NOUGIER V (2004) Attentional demand for regulating postural sway: the effect of expertise in gymnastics. *Brain Res Bull* 63(2): 161–165.
- VUILLERME N, PINSALUT N, VAILLANT J (2005) Postural control during quiet standing following cervical muscular fatigue: effects of changes in sensory inputs. *Neurosci Lett* 378(3): 135–139.
- VUILLERME N, NAFATI G (2007) How attentional focus on body sway affects postural control during quiet standing. *Psychol Res* 71(2): 192–200.
- VUILLERME N, SPORBERT C, PINSALUT N (2009) Postural adaptation to unilateral hip muscle fatigue during human bipedal standing. *Gait Posture* 30(1): 122–125.
- WAGENMAKERS E, FARRELL S, RATCLIFF R (2004) Estimation and interpretation of 1/f  $\alpha$  noise in human cognition. *Psychon Bull Rev* 11(4): 579–615.
- WEBER W, WEBER E (1836) Mechanik der menschlichen Gehwerkzeuge - eine anatomisch-physiologische Untersuchung. Dieterichsche Buchhandlung: Göttingen.
- WELCH PD (1967) The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE T Audio Electro* 15(2): 70–73.
- WELCH TD, TING LH (2008) A feedback model reproduces muscle activity during human postural responses to support-surface translations. *J Neurophysiol* 99(2): 1032–1038.
- WELCH TD, TING LH (2009) A feedback model explains the differential scaling of human postural responses to perturbation acceleration and velocity. *J Neurophysiol* 101(6): 3294–3309.
- WHITNEY RJ (1958) The strength of the lifting action in man. *Ergonomics* 1: 101–128.
- WINDHORST U (2007) Muscle proprioceptive feedback and spinal networks. *Brain Res Bull* 73(4-6): 155–202.
- WINTER DA, PATLA AE, FRANK JS (1990) Assessment of balance control in humans. *Med Prog Technol* 16 (1–2): 31–51.
- WINTER DA (1995) Human balance and posture control during standing and walking. *Gait Posture* 3 (4): 193–214.



- WINTER DA, PATLA AE, PRINCE F, ISHAC M, GIELO-PERCZAK K (1998) Stiffness control of balance in quiet standing. *J Neurophysiol* 80(3): 1211–1221.
- WINTER DA, PATLA AE, RIETDYK S, ISHAC MG (2001) Ankle muscle stiffness in the control of balance during quiet standing. *J Neurophysiol* 85(6): 2630–2633.
- WINTER DA, PATLA AE, ISHAC M, GAGE WH (2003) Motor mechanisms of balance during quiet standing. *J Electromyogr Kinesiol* 13(1): 49–56.
- WINTER DA (2009) Biomechanics and Motor Control of Human Movement. John Wiley & Sohns: Hoboken.
- WOJCIK LA, NUSSBAUM MA, LIN D, SHIBATA PA, MADIGAN ML (2011) Age and gender moderate the effects of localized muscle fatigue on lower extremity joint torques used during quiet stance. *Hum Mov Sci* 30(3): 574–583.
- WOOLLACOTT M, SHUMWAY-COOK A (2002) Attention and the control of posture and gait: a review of an emerging area of research. *Gait Posture* 16(1): 1–14.
- WU GQ, ARZENO NM, SHEN LL, TANG DK, ZHENG DA, ZHAO NQ, ECKBERG DL, POON CS (2009) Chaotic Signatures of Heart Rate Variability and Its Power Spectrum in Health, Aging and Heart Failure. *PLoS ONE* 4: e4323.
- WULF G, PRINZ W (2001) Directing attention to movement effects enhances learning: a review. *Psychon Bull Rev* 8(4): 648–660.
- WULF G, MERCER J, MCNEVIN N, GUADAGNOLI MA (2004) Reciprocal influences of attentional focus on postural and suprapostural task performance. *J Mot Behav* (2): 189–199.
- YAMADA N (1995) Chaotic swaying of the upright posture. *Hum Mov Sci* 14(6): 711–726.
- YEADON MR, MORLOCK M (1989) The appropriate use of regression equations for the estimation of segmental inertia parameters. *J Biomech* 22(6–7): 683–689.
- YEADON MR (1990) The simulation of aerial movement-II. A mathematical inertia model of the human body. *J Biomech* 23(1): 67–74.
- ZATSIORSKY VM, KING DL (1998) An algorithm for determining gravity line location from posturographic recordings. *J Biomech* 31(2): 161–164.
- ZATSIORSKY VM, DUARTE M (1999) Instant equilibrium point and its migration in standing tasks: rambling and trembling components of the stabilogram. *Motor Control* 3(1): 28–38.
- ZATSIORSKY VM, DUARTE M (2000) Rambling and trembling in quiet standing. *Motor Control* 4(2): 185–200.
- ZATSIORSKY V, SELUYANOV V (1983) The mass and inertia characteristics of the main segments of the human body. In: Matsui H, Kobayashi K (Hrsg.): Biomechanics VIII-B. S. 1152–1159. Human Kinetics, Champaign.
- ZECH A, HÜBSCHER M, VOGT L, BANZER W, HÄNSEL F, PFEIFER K (2010) Balance training for neuromuscular control and performance enhancement: a systematic review. *J Athl Train* 45(4): 392–403.
- ZHANG H (2006) Use of statistical methods to assess the effects of localized muscle fatigue on stability during upright stance, Masterarbeit, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute and State University.
- ZHANG Y, KIEMEL T, JEKA J (2007) The influence of sensory information on two-component coordination during quiet stance. *Gait Posture* 26(2): 263–271.
- ZHOU J, MANOR B, LIU D, HU K, ZHANG

J, FANG J (2013) The complexity of standing postural control in older adults: a modified detrended fluctuation analysis based upon the empirical mode decomposition algorithm. *PLoS One* 8(5): e62585.

## PUBLIKATIONSLISTE

- Schubert, P** (2009) Signal-to-Noise-Ratio bei mechanischen Schwingungsvorgängen Johann Wolfgang Goethe-Universität. Frankfurt am Main. Magisterarbeit. 244 Seiten.
- Tillmann M, **Schubert P**, Getrost T, Schmidbleicher D, Haas CT (2011) Pattern analysis of perturbations in public transport. Abstractbook, VII International Association of Gerontology and Geriatrics (IAGG) Congress Healthy and Active Ageing for All Europeans "II", Bologna, 223.
- Kirchner M, **Schubert P**, Getrost T, Haas CT, Schmidbleicher D (2011) Posturale Kontrolle in öffentlichen Verkehrsmitteln – Eine Kategorisierung der Anforderungsstruktur. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 62, (7-8), 261.
- Getrost T, **Schubert P**, Tillmann MK, Haas CT, Schmidbleicher D (2011) Strategiewechsel der neuromechanischen Regulation der Posturalen Kontrolle unter Alltagsbezug. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin* 62, (7-8), 260.
- Schubert P**, Tillmann MK, Getrost T, Haas CT, Schmidbleicher D (2011) Einfluss einer kognitiven Zusatzaufgabe auf die posturale Kontrolle. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin* 62, (7-8), 252.
- Kirchner M, **Schubert P**, Schmidbleicher D, Haas CT (2012) Charakterisierung der dynamischen Struktur posturaler Schwankungen mittels nichtlinearer Methoden. Abstractbook, 9. gem. Symposium der dvs-Sektionen Biomechanik, Sportmotorik und Trainingswissenschaft, Münster, S. 57.
- Kirchner M, **Schubert P**, Schmidbleicher D, Haas CT (2012) Evaluation of the temporal structure of postural sway fluctuations based on a comprehensive set of analysis tools. *Physica A*, 391 (20), 4692-4703. doi: 10.1016/j.physa.2012.05.034
- Schubert P**, Kirchner M, Schmidbleicher D, Haas CT (2012) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part I). *J Biomed Sci Eng*, 5, 496-507. doi: 10.4236/jbise.2012.59062
- Schubert P**, Kirchner M, Schmidbleicher D, Haas CT (2012) About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part II). *J Biomed Sci Eng*, 5, 508-516. doi: 10.4236/jbise.2012.59063
- Kirchner M, **Schubert P**, Schmidbleicher D, Haas CT (2012) Evaluation of the dynamical properties of postural fluctuations. 18th Congress of the European Society of biomechanics, Lissabon.
- Liebherr M, Schwed M, **Schubert P**, Haas CT (2012) Trainingssteuerung und Kompetenzentwicklung bei Morbus Parkinson. In: Dettmers, C., Schönle, P.W., Weiler, C.(Hrsg.). 21. Jahrestagung der DGNR, Münster, Neurol Rehabil, 18 (6), 421.
- Schubert P** (2013) Die Anwendung nichtlinearer Verfahren zur Charakterisierung der menschlichen Variabilität aus Zeitreihen. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 64 (5), 132-140. doi: 10.5960/dzsm.2012.064
- Kirchner M, **Schubert P**, Getrost T, Haas CT (2013) Effect of altered surfaces on postural sway characteristics in elderly subjects. *Hum Mov Sci* 32(6): 1467-1479. doi: 10.1016/j.humov.2013.05.005

- Haas CT, **Schubert P**, Kirchner M, Getrost T, Liebherr M (2013) Der stehende Fahrgast im Stadtbus. Biomechanische Anforderungen und assoziiertes Sturzrisiko. *Der Nahverkehr* 31 (6): 51-55.
- Haas CT, Liebherr M, **Schubert P**, Jäger L (2013) Bewegungssteuerung und -training bei Morbus Parkinson. *Erfahrungsheilkunde* 62: 316-320. doi: 10.1055/s-0033-1357575
- Schubert P**, Kirchner, M. (2014) Ellipse area calculations and their applicability in posturography. *Gait Posture* 39(1): 518-522. doi: 10.1016/j.gaitpost.2013.09.001
- Kirchner M, **Schubert P**, Liebherr M, Haas CT (2014) Detrended Fluctuation Analysis and Adaptive Fractal Analysis of stride time data in Parkinson's disease: Stitching together short gait trials. *PLoS One* 9(1): e85787.
- Kirchner M, **Schubert P**, Haas CT (2014) Characterisation of real-world bus acceleration and deceleration signals. *Journal of Signal and Information Processing* 5(1): 8-13.
- Liebherr M, **Schubert P**, Lutz C, Kersten S, Haas CT (2014) Gait assessment in neurorehabilitation. Joint Congress of European Neurology, Istanbul, Turkey, *J Neurol*. In press
- Schubert P**, Liebherr M, Kersten S, Lutz C, Haas CT (2014) Evaluation of a new device-independent gait assessment in neurorehabilitation. Joint Congress of European Neurology, Istanbul, Turkey, *J Neurol*. In press
- Lutz C, Kersten S, **Schubert P**, Liebherr M, Haas CT (2014) Exercise-based patient education in People with Multiple Sclerosis. Joint Congress of European Neurology, Istanbul, Turkey, *J Neurol*. In press
- Liebherr M, **Schubert P**, Kersten S, Haas CT (2014) Dual-task - The gap between theoretical aspects and practical use. Submitted to *Aging Neuropsychol C*.
- Kersten S, Mahli M, Drosselmeyer J, Lutz C, Liebherr M, **Schubert P**, Haas CT (2014) A pilot study of an exercise-based patient education program in multiple sclerosis patients. Submitted to *Neurorehabilitation*.
- Kersten S, Lutz C, Liebherr M, **Schubert P**, Haas CT (2015) Evaluation einer sportorientierten Kompaktschulung für MS-Patienten. Submitted to DGNR Kongress 2015.
- Liebherr M, **Schubert P**, Kersten S, Dietz C, Franz L, Haas CT (2015) Dual-task – Immersion in the interactions of simultaneously performed tasks. Submitted to ICCN 2015: International Conference on Cognitive Neuroscience, Paris France.

Eidesstattliche Erklärung

„Ich erkläre hiermit, dass die vorliegende Dissertation selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Hilfsmittel verwendet wurden. Ich erkläre hiermit gleichermaßen, dass die Stellen der Dissertation, die anderen Werken dem Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, durch Angabe der Quellen kenntlich gemacht wurden.

Weiterhin erkläre ich, dass ich zuvor keine Promotionsverfahren beantragt habe und dass mir die Promotionsordnung bekannt ist.“

Patric Schubert

---

Oberursel, 1. November 2014