

ENTWICKLUNG VON REGIONALEN KLIMASIMULATIONEN FÜR  
CORDEX-OSTASIEN AUF BASIS EINES PHYSIKALISCH DYNAMISCHEN  
UND EINES STATISTISCHEN REGIONALMODELLS.



DISSERTATION

ZUR ERLANGUNG DES DOKTORGRADES

DER NATURWISSENSCHAFTEN

VORGELEGT BEIM FACHBEREICH

GEOWISSENSCHAFTEN

DER JOHANN WOLFGANG GOETHE - UNIVERSITÄT

IN FRANKFURT AM MAIN

VON

CHRISTOPH MENZ

GEBOREN AM 24. MÄRZ 1983 IN BRANDENBURG AN DER HAVEL

FRANKFURT AM MAIN 2015

vom Fachbereich Geowissenschaften/Geographie der  
Johann Wolfgang Goethe - Universität als Dissertation angenommen.

Dekan: Prof. Dr. Ulrich Achatz

Erstgutachter: Prof. Dr. Bodo Ahrens  
Zweitgutachter: Prof. Dr. Axel Bronstert

Datum der Disputation: 17.03.2016



# Zusammenfassung

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich mit der Entwicklung von regionalen Klimasimulationen für die Region Ostasien. Hierfür werden zwei fundamental verschiedene Modellierungsansätze verwendet. Dies sind der dynamische Regionalmodellierungsansatz, vertreten durch COSMO CLM (CCLM), und der statistische Modellierungsansatz, vertreten durch STARS. Um die Ergebnisse der Simulationen für Ensemblestudien und einen zukünftigen umfassenden Vergleich mit anderen Modellen zugänglich zu machen, erfolgen die Simulationen unter den Rahmenbedingungen des Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment (CORDEX). Die Regionalmodelle wurden im Rahmen dieser Arbeit umfassend für die Region CORDEX-Ostasien kalibriert und evaluiert. Insbesondere das statistische Modell STARS wurde dabei erstmals auf kontinentaler Ebene angewendet. Auf Basis der kalibrierten Modelle wurden Projektionen der zukünftigen klimatischen Entwicklung der Region durchgeführt.

Für eine zeitnahe Auswertung der einzelnen Kalibrierungsläufe wurde ein komplexes Evaluierungsschema, mit einem Gütekennzahlensystem basierend auf einer linearisierten Form der relativen Modelldifferenz, entwickelt. Aufgrund seiner einfachen Bildungsvorschrift durch eine gewichtete Mittelung und seinem modularen Aufbau ist das System an verschiedene Fragestellungen anpassbar. Neben den etablierten univariaten statistischen Kennwerten (Mittelwert, Varianz, Trend) enthält das Gütekennzahlensystem auch ein bivariates statistisches Maß, welches die zweidimensionalen Stichprobenverteilungen zweier Variablen (beispielsweise Temperatur und Niederschlag) bewertet.

Im Rahmen der Kalibrierung konnte mit Hilfe des entwickelten Evaluierungsschemas ein Großteil des verfügbaren Parameterraums des statistischen Modells STARS systematisch untersucht werden. Die Kalibrierung ergab, dass nur wenige Parameter einen deutlichen Einfluss auf die Simulationen haben. Die meisten Parameter zeigten eine geringe und teilweise unsystematische Beeinflussung. Es konnte zudem eine Schwachstelle des Modells in Bezug auf die Reaktion der abhängigen Variablen durch die modellinternen Austauschoperationen identifiziert werden. Das Evaluierungsschema fand auch Anwendung bei der Kalibrierung des dynamischen Regionalmodells CCLM. Dabei zeigt sich, dass aufgrund der groben horizontalen Auflösung des Modells eine signifikante Verbesserung der Simulationen durch eine Anpassung der physikalischen Parametrisierungen erfolgen kann. Die Kalibrierung der numerischen Integrationsparametrisierung ergab nur geringe Unterschiede zwischen den beiden verfügbaren Integrationsparametrisierungen (Runge-Kutta und Leapfrog), so dass sich die Auswahl primär nach der Rechenzeit des Modells ergab.

Im Rahmen einer abschließenden Evaluierung wurden beide Modelle hinsichtlich ihres räumlichen Bias, des simulierten Jahresgangs und der Abbildung des asiatischen Monsunphänomens untersucht. Im ersten Punkt ergab sich kein qualitativer Unterschied zwischen CCLM und STARS. Beide Modelle zeigen eine deutliche Überschätzung der 2m-Temperatur im Winter über dem nördlichen Teil CORDEX-Ostasiens und eine Überschätzung des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet im Sommer. Im simulierten Jahresgang zeigen beide Modelle unterschiedliche Abweichungen von den Beobachtungen. In Bezug auf die Modellierung des Monsunphänomens zeigt CCLM eine Unterschätzung der Intensität des indischen Sommermonsuns und eine Überschätzung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik.

Dies äußert sich unter anderem in zu geringen Sommerniederschlägen über Indien, Indonesien und Südchina sowie zu hohen Niederschlägen über den Philippinen und dem Südchinesischen Meer. Das statistische Modell STARS zeigte eine Auffälligkeit bei der Simulation des Jahresgangs sowie der räumlichen und zeitlichen Entwicklung des Sommermonsuns. Aufgrund der Konzeption des Modells ergab sich in einzelnen Regionen eine systematische Deformation des Jahresgangs. Insbesondere für den ostasiatischen Sommermonsun und den Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik konnte eine Verzerrung der asymmetrischen Entwicklung der Monsunniederschläge (schneller nördlicher Vormarsch und langsamer südlicher Rückzug) beobachtet werden. Trotz der identifizierten Schwachstellen von CCLM und STARS, bilden beide Modelle das Klima über der Region CORDEX-Ostasien qualitativ ähnlich gut ab wie aktuelle Reanalysen (ERA-Interim).

Auf Basis der kalibrierten und evaluierten Modelle wurden Klimaprojektionen für einen nahen (2020–2046), mittleren (2041–2070), und späten (2071–2100) Projektionszeitraum unter den Emissionsszenarien RCP 2.6, RCP 4.5 und RCP 8.5 durchgeführt. Da der gewählte Beobachtungsdatensatz und die antizipierten Änderungssignale die Projektionsrechnungen von STARS begrenzen, beschränken sich die Rechnungen des statistischen Modells auf den nahen Projektionszeitraum und die Emissionsszenarien RCP 2.6 und RCP 4.5. Hierbei handelt es sich um eine allgemeine Beschränkung des statistischen Modellansatzes. Die Projektionen beider Modelle zeigen eine deutliche und statistisch signifikante Erhöhung der 2 m-Temperatur über der gesamten Region mit einer stärkeren Erwärmung über dem Kontinent gegenüber dem Meer. Aufgrund der relativ großen interannulären Variabilität des Niederschlags und des Luftdrucks werden teils widersprüchliche Änderungen und statistisch nicht signifikante Änderungssignale für beide Variablen für den nahen Projektionszeitraum simuliert. Für den späten Projektionszeitraum ergeben sich jedoch in den Simulationen des dynamischen Regionalmodells CCLM deutliche Änderungssignale. Insbesondere über dem Hochland von Tibet wird für den Zeitraum von 2071–2100 eine Temperaturerhöhung von über  $7.0^{\circ}\text{C}$  simuliert. Der Luftdruck und der Niederschlag zeigen räumlich heterogene Änderungssignale. Die spezifische Ausprägung der Luftdruckänderungen deutet auf eine Abschwächung der indischen Sommermonsunzirkulation und eine deutlichen Intensivierung des Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik hin. Dementsprechend kommt es zu einer statistisch signifikanten Zunahme der Sommerniederschläge über dem Golf von Bengalen, dem Südchinesischen Meer und den Philippinen sowie zu einer Abnahme der Monsunniederschläge über Nordindien und Indonesien. Die schwachen Niederschlagsänderungen über dem ostasiatischen Monsungebiet deuten auf eine Entkopplung des Sommermonsuns vom Monsunsystem über dem westlichen Nordpazifik hin. Für die Teilgebiete im Norden CORDEX-Ostasiens ergibt sich im Winter eine leichte Zunahme der Niederschläge. Trotz der heterogenen Änderungssignale im Niederschlag wird in den meisten Regionen eine Zunahme der Intensität von Extremniederschlägen simuliert. Dies gilt selbst für Regionen mit einer simulierten Abnahme der jährlichen Niederschlagssumme wie Westindonesien.

# Inhaltsverzeichnis

<b>1. Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1. Motivation . . . . .	2
1.2. Ansätze der Klimamodellierung . . . . .	3
1.3. Regionales dynamisches Klimamodell CCLM . . . . .	7
1.3.1. Dynamische Grundgleichungen . . . . .	7
1.3.2. Horizontale und Vertikale Koordinaten . . . . .	9
1.3.3. Numerische Implementierung . . . . .	12
1.3.4. Physikalische Parametrisierungen . . . . .	13
1.3.5. Voraussetzungen für die Anwendbarkeit und Grenzen des Modells . . . . .	14
1.4. Statistisches Klimamodell STARS . . . . .	17
1.4.1. Modellkonzeption . . . . .	17
1.4.2. Algorithmus . . . . .	22
1.4.3. Erweiterung des Algorithmus im Fall räumlich verteilter Daten . . . . .	30
1.4.4. Voraussetzungen für die Anwendbarkeit und Grenzen des Modells . . . . .	32
1.5. Charakterisierung der Region CORDEX-Ostasien . . . . .	40
1.5.1. Geographische Charakterisierung der Region CORDEX-Ostasien . . . . .	40
1.5.2. Klimatische Charakterisierung der Region CORDEX-Ostasien . . . . .	41
1.5.3. Asiatisches Monsunphänomen . . . . .	44
<b>2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung</b>	<b>51</b>
2.1. Variablen und statistische Maße . . . . .	52
2.1.1. Auswahl der Variablen . . . . .	52
2.1.2. Auswahl der statistischen Maße . . . . .	54
2.2. Referenzdatensätze . . . . .	57
2.3. Räumliche und zeitliche Auflösung der Evaluierung . . . . .	58
2.3.1. Räumliche Vereinheitlichung der Datensätze . . . . .	58
2.3.2. Zerlegung in Teilregionen . . . . .	60
2.3.3. Zeitliche Auflösung der Evaluierung . . . . .	60
2.4. Gütekennzahlen zur Modellevaluierung . . . . .	61
2.4.1. Etablierte Gütekennzahlen . . . . .	61
2.4.2. Konzeption eines neuen Systems von Gütekennzahlen . . . . .	65
2.5. Kapitelzusammenfassung . . . . .	71
<b>3. Kalibrierung der Regionalmodelle</b>	<b>73</b>
3.1. Kalibrierung des statistischen Klimamodells STARS . . . . .	73
3.1.1. Wahl des Antriebsdatensatzes . . . . .	73
3.1.2. Überblick über die kalibrierbaren Parameter . . . . .	76
3.1.3. Ergebnisse der Kalibrierung . . . . .	80
3.1.4. Zusammenfassung der Kalibrierung . . . . .	90
3.1.5. Einfluss des Antriebs . . . . .	92

3.2.	Kalibrierung des dynamischen Regionalmodells CCLM . . . . .	96
3.2.1.	Wahl des Antriebsdatensatzes . . . . .	96
3.2.2.	Kalibrierung von CCLM . . . . .	98
3.2.3.	Einfluss des Antriebs . . . . .	112
3.3.	Kapitelzusammenfassung . . . . .	117
<b>4.</b>	<b>Evaluierung der Modellrechnungen</b>	<b>119</b>
4.1.	Aufbau der Simulationen und Evaluierung . . . . .	119
4.2.	Räumliche Verteilung der Abweichungen von den Referenzdatensätzen . . . . .	121
4.2.1.	Räumliche Verteilung der Abweichungen der Temperatur . . . . .	121
4.2.2.	Räumliche Verteilung der Abweichungen des Niederschlags . . . . .	124
4.2.3.	Räumliche Verteilung der Abweichungen des Luftdrucks . . . . .	127
4.3.	Saisonale Charakteristik der Teilgebiete . . . . .	130
4.3.1.	Saisonale Charakteristik der Temperatur . . . . .	130
4.3.2.	Saisonale Charakteristik des Niederschlags . . . . .	133
4.3.3.	Saisonale Charakteristik des Luftdrucks . . . . .	136
4.4.	Modellierung des asiatischen Monsunphänomens . . . . .	139
4.4.1.	Einschätzung der Monsunintensität durch Monsunindizes . . . . .	139
4.4.2.	Saisonale Niederschlagsentwicklung über der südostasiatischen Monsunregion . . . . .	142
4.4.3.	Saisonale Niederschlagsentwicklung über der philippinisch-ostasiatischen Monsunregion . . . . .	145
4.5.	Kapitelzusammenfassung . . . . .	147
<b>5.</b>	<b>Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien</b>	<b>149</b>
5.1.	Aufbau der Simulation . . . . .	149
5.2.	Klimatische Entwicklung CORDEX-Ostasiens für den nahen Projektionszeitraum . . . . .	152
5.3.	Klimatische Entwicklung CORDEX-Ostasiens für den mittleren und späten Projektionszeitraum . . . . .	158
5.3.1.	Räumliche Verteilung der Änderungen der Temperatur . . . . .	158
5.3.2.	Räumliche Verteilung der Änderungen des Niederschlags . . . . .	161
5.3.3.	Räumliche Verteilung der Änderungen des Luftdrucks . . . . .	164
5.4.	Änderungen in der Intensität der Niederschlagsereignisse . . . . .	167
5.5.	Untersuchung der Projektionen hinsichtlich des Monsunphänomens . . . . .	170
5.6.	Änderungen in der Monsunintensität . . . . .	170
5.6.1.	Änderungen in der saisonalen Niederschlagsentwicklung über den verschiedenen Monsunregionen . . . . .	172
5.7.	Kapitelzusammenfassung . . . . .	176
	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>179</b>

<b>A. Anhang</b>	<b>185</b>
A.1. Dekorrelationszeit . . . . .	185
A.2. Quantilregression . . . . .	186
A.3. Antriebsdatensätze für CCLM und STARS . . . . .	188
A.3.1. Reanalysen der Beobachtungen . . . . .	188
A.3.2. WATCH-FD Datensatz . . . . .	195
A.3.3. Erdsystemmodell MPI-ESM-LR . . . . .	196
A.4. Evaluierung der CCLM Simulationen mit MPI-ESM-LR Antrieb . . . . .	199
A.5. Auflistung der verwendeten Globalmodelle . . . . .	202
A.6. Prüfung der Tauglichkeit des entwickelten Gütekennzahlensystems . . . . .	204
A.6.1. Vergleich der Gütekennzahlen . . . . .	204
A.6.2. Komponenten der univariaten und bivariaten Gesamtgütekennzahl . . . . .	206



# 1. Einleitung

Das Klimasystem stellt ein komplexes nichtlineares System dar (Dutton, 1986). Diese Eigenschaft bedingt wesentliche Schwierigkeiten bei dessen Modellierung und insbesondere bei der Erstellung von robusten Klimaprojektionen. Seit der erstmaligen Beschreibung der atmosphärischen Zirkulation mit Hilfe von physikalische Grundgleichungen vor über 100 Jahren durch Bjerknes (1904) sowie deren numerische Implementation durch Richardson (1922) wurden auf dem Gebiet der Klimamodellierung erhebliche Fortschritte erzielt (Phillips, 1956; Manabe und Bryan, 1969; Manabe et al., 1975; Giorgi und Bates, 1989). Die Bestrebungen kumulierten unter anderem in die Entwicklung von modernen globalen und regionalen Zirkulationsmodellen sowie den komplexen Erdsystemmodellen. Im Zuge des antizipierten Klimawandels nimmt die Relevanz dieses Forschungszweigs und die Notwendigkeit der Weiterentwicklung der Modelle stetig zu (IPCC, 2007, 2013).

Eine besondere Herausforderung für die Klimamodellierung stellt die Simulation des asiatischen Monsunphänomens dar (Webster et al., 1998). Diese resultiert aus der hohen internen Variabilität des Phänomens, der Wechselwirkung mit anderen atmosphärischen Phänomenen und der komplexen orographischen Struktur des asiatischen Kontinents (Webster und Yang, 1992; Lau und Yang, 1997; Lau et al., 2000; Yanai und G.-X. Wu, 2006; Saha, 2009). Das Leben und die Versorgung eines Großteils der Bevölkerung von Südost- und Ostasiens ist eng mit der jahreszeitlichen Entwicklung des Monsuns verknüpft (Webster, 1987). Aufgrund des hohen sozioökonomischen Einflusses der Region auf den Rest der Welt ist eine möglichst genaue Simulation des räumlichen und zeitlichen Verhaltens des Monsuns sowie eine robuste Einschätzung der möglichen klimatischen Veränderungen aus Sicht der Klimafolgenforschung wünschenswert. Dementsprechend wurden eine ganze Reihe von Studien zur Simulation des Monsuns sowie zu dessen Entwicklung unter den Bedingungen des Klimawandels mit globalen Zirkulationsmodellen durchgeführt (Hu et al., 2003; Xu et al., 2009; Ose und O. Arakawa, 2011; Sperber et al., 2013; L. Wang und Chen, 2014). Insbesondere in Bezug auf die Modellierung der räumlichen und zeitlichen Entwicklung des Niederschlags zeigten sich dabei Schwächen der Globalmodelle (Goswami, 2005; Boo et al., 2011). Im fünften Sachstandsbericht des Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (IPCC, 2013) wird den Globalmodellen zwar eine gute Leistung bei der Simulation des globalen Monsunsystems aber Schwächen bei der regionalen Ausprägung attestiert. Ein Grund für dieses Defizit ist ihre geringe räumliche Auflösung (Kitoh und Kusunoki, 2008). Dieses Manko schränkt die Nutzbarkeit der Globalmodelle auf regionaler Ebene ein, da Informationen zu Klimaänderungssignalen auf regionaler Ebene eine wichtige Voraussetzung für die Klimafolgenforschung (Giorgi, 2008; Giorgi et al., 2009) sind.

Eine Möglichkeit um dieses Defizit zu überwinden, ist die Verwendung von regionalen Zirkulationsmodellen (Giorgi und Bates, 1989; R. Jones et al., 1995). Diese erlauben die Verwendung von höheren Auflösungen durch die Beschränkung der Simulation auf eine begrenzte Region. Solche Simulationen wurden bereits in verschiedenen Teilen des asiatischen Monsungebietes mit unterschiedlichen Regionalmodellen durchgeführt (Gao et al., 2006, 2008; Kawase et al., 2008; Park et al., 2008; Yhang und Hong, 2009). Dabei zeigten die Simulationen eine detailliertere Abbildung der klimatischen Bedingungen und des Monsunphänomens gegenüber den

## 1. Einleitung

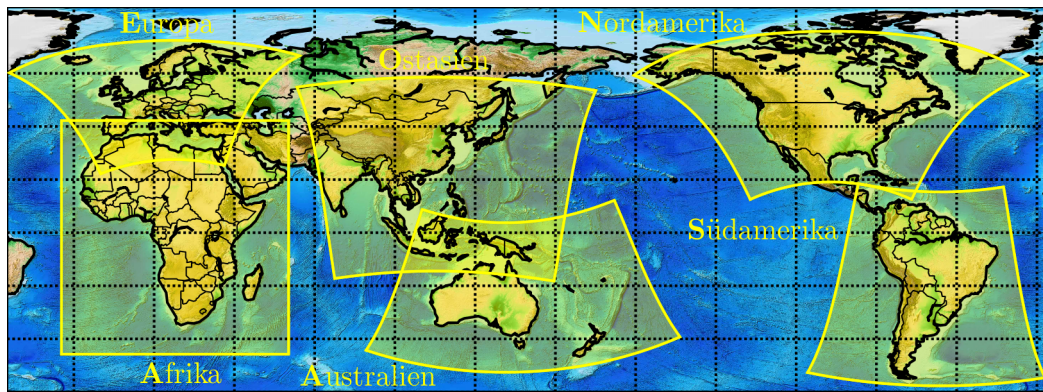


Abbildung 1.1.: Eine Auswahl der verschiedenen CORDEX-Regionen nach Christensen et al. (2013).

Globalmodellen. Projektionsrechnungen der Regionalmodelle unter verschiedenen atmosphärischen Treibhausgaskonzentrationen ergaben eine Zunahme der bodennahen Temperatur und des Niederschlags sowie eine Verlagerung der Niederschläge des Sommermonsuns (Kawase et al., 2009; D. Wang et al., 2013). Analog zu den Globalmodellen besitzen die Aussagen zum Niederschlag jedoch eine relativ hohe Unsicherheit (IPCC, 2013). Die Verbindung verschiedener Modellrechnungen zu einem Ensemble kann hier die Aussagekraft erweitern (Feng et al., 2011), da hierdurch eine Abschätzung der Glaubwürdigkeit der Simulationen sowie der Robustheit der Projektionen ermöglicht wird. Die räumlichen Beschränkung der Regionalmodelle bedingt jedoch isolierte Studien der einzelnen Gruppen und Modelle, so dass eine Vergleichbarkeit der Rechnungen und die Bildung von Modellensembles nur bedingt möglich ist. Ein erster koordinierter Ansatz für das asiatische Monsungebiet gelang im Rahmen des Regional Model Intercomparison Project for Asia (RMIP-A) (Fu et al., 2005; Feng et al., 2011). Um einen koordinierten und wissenschaftlich fundierten Ausgangspunkt für eine gemeinschaftliche Modellierungsanstrengung für verschiedene Regionen der Erde zu schaffen, wurde im Jahre 2009, durch das World Climate Research Program (WCRP), das Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment (CORDEX) ins Leben gerufen (Giorgi et al., 2009). Innerhalb des CORDEX wurden Rahmenbedingungen für eine einheitliche Anwendung verschiedener Regionalmodelle definiert. Hierzu zählt unter anderem eine feste Definition der Regionen, auf denen die Simulationen beschränkt werden sollen. Abbildung 1.1 zeigt einige dieser CORDEX-Regionen. Im Rahmen der CORDEX-Initiative wurde für das ostasiatische Monsungebiet die Region CORDEX-Ostasien definiert (Christensen et al., 2013). Die Rahmenvereinbarungen für CORDEX-Ostasien übersteigen die Simulationen des RMIP-A in Bezug auf die räumliche und zeitliche Abdeckung (Suh et al., 2012; D. Wang et al., 2013; Oh et al., 2014), wohingegen die Ensemblegröße aufgrund der kurzen Laufzeit des CORDEX zum aktuellen Zeitpunkt noch deutlich geringer ist.

### 1.1. Motivation

Diese Arbeit versteht sich als Beitrag zu den Ensemblerechnungen des CORDEX für die Region CORDEX-Ostasien. Hierfür werden Rechnungen mit den beiden regionalen Klimamodellen CCLM und STARS durchgeführt. Beide Modelle werden im Rahmen dieser Arbeit erstmals umfassend für die Region angepasst (D. Wang et al., 2013). Aufgrund der Komplexität der vorherrschenden klimatischen Bedingungen (Saha, 2009) wird dabei besonderes Augenmerk auf eine umfassende Kalibrierung beider Modelle gelegt. Um möglichst viele Aspekte des Kli-



masystems in die Validierung der Modelle einfließen zu lassen (Gleckler et al., 2008), wird ein umfangreiches Evaluierungsschema auf Basis zweier neu definierter Gütekennzahlen erstellt. Die beiden Regionalmodelle repräsentieren unterschiedliche Modellierungskonzepte. Das Modell CCLM gehört zur Klasse der physikalisch dynamischen Regionalmodelle, während STARS die Klasse der statistischen Klimamodelle repräsentiert. Trotz der expliziten Einbindung von statistischen Modellen in die CORDEX-Initiative sind diese aktuell gegenüber den dynamischen Modellen noch deutlich unterrepräsentiert. Ein Grund dafür resultiert aus dem Umstand, dass die statistischen Modellierungsansätze gewöhnlich nur für bestimmte räumlich begrenzte Regionen<sup>1</sup> und Fragestellungen konzipiert sind und damit in der Regel nicht die globalen Rahmenbedingungen des CORDEX erfüllen. Um diese Lücke zu schließen und das Potential des statistischen Modells STARS abzuschätzen, wird dieses im Rahmen dieser Arbeit erstmals auf kontinentaler Ebene angewendet. Die Berücksichtigung verschiedener Modellierungskonzepte bei der Bildung eines Mehrmodellensembles hat den Vorteil, dass hierdurch eine umfangreichere Abschätzung der Robustheit eines simulierten Klimaänderungssignals ermöglicht wird. Mit Hilfe der kalibrierten Modelle sollen daher Klimaprojektionen unter verschiedenen antizipierten Emissionsszenarien von Treibhausgasen durchgeführt werden. Ziel ist es, diese Projektionen in die CORDEX-Initiative einfließen zu lassen. Darüber hinaus soll eine erste Einschätzung der möglichen Risiken durch den Klimawandel für Ostasien erfolgen. Besonderes Augenmerk liegt dabei auf den möglichen Veränderungen der Monsunzirkulation und den damit assoziierten Niederschlägen. In Bezug auf die Klimafolgenforschung fanden die erzeugten Projektionen bereits Eingang in zwei Projekte zum Einfluss des Klimawandels auf die ökologische und ökonomische Entwicklung in der Region (Guanting Projekt, 2009; SuMaRiO Projekt, 2011).

## 1.2. Ansätze der Klimamodellierung

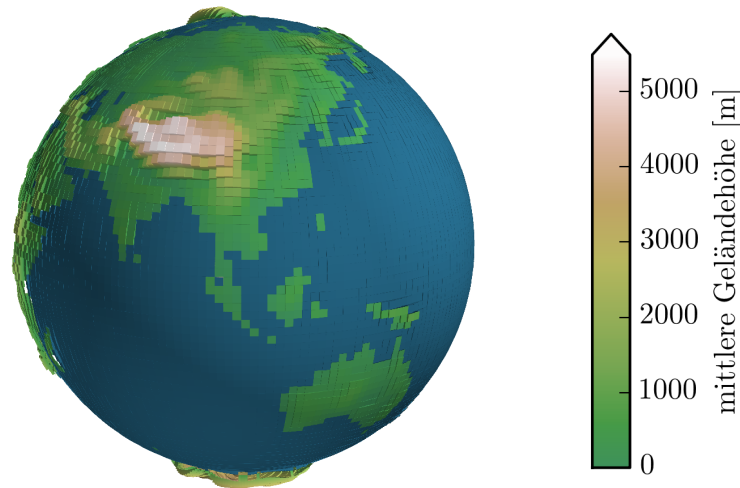
Es liegt in der Natur des Menschen, die ihn umgebende Welt verstehen zu wollen. Dies geschieht in der Regel durch die Entwicklung einer Modellvorstellung. In den Naturwissenschaften wird diese Modellvorstellung häufig durch ein mathematisches Gleichungssystem ausgedrückt. In dieser Tradition stellt das Gebiet der Klimamodellierung den Versuch dar, das Klima der Erde mathematisch zu erfassen (Bjerknes, 1904). Die Modellbildung dient der Verbesserung des Verständnisses der beteiligten Prozesse und der Präzisierung von Aussagen zur zukünftigen Entwicklung des Klimasystems. Ein prinzipielles Problem stellt dabei die Komplexität des Klimasystems sowie seine chaotische Natur dar (Lorenz, 1963). Aufgrund der Komplexität kann die Modellbildung nur durch Abstraktion gelingen. Diese Abstraktion geschieht auf verschiedenen Ebenen.

In den vergangenen hundert Jahren wurde eine Vielzahl von Ansätzen, zur Modellierung verschiedener Aspekte des Klimasystems, entwickelt (von Storch et al., 1999; Gates, 2003). Das prominenteste Beispiel sind die atmosphärischen Zirkulationsmodelle (Atmospheric General Circulation Model, AGCM). Diese Modelle versuchen die 3-dimensionalen Bewegungsvorgänge der Luft durch numerische Verfahren zu simulieren. Sie basieren im Kern auf dem sogenannten primitiven Gleichungssystem, bestehend aus den physikalischen Erhaltungsgleichungen für Impuls (Navier-Stokes-Gleichung), Energie und Masse sowie einer thermodynamischen Zustandsgleichung (Dutton, 1986; Demtröder, 2003; Wallace und Hobbs, 2006). Die AGCMs haben jedoch den entscheidenden Nachteil, dass sie nur die Bewegung innerhalb der Atmo-

---

<sup>1</sup>Die Größe der mittels statistischer Modelle simulierten Regionen (beispielsweise Flusseinzugsgebiete) liegt in der Regel deutlich unterhalb der CORDEX-Regionen.

## 1. Einleitung



**Abbildung 1.2.:** Geländehöhe im Erdsystemmodell MPI-ESM-LR vom Max-Planck-Institut für Meteorologie (Hamburg) für einen Ausschnitt des asiatischen Kontinents (siehe Abschnitt A.3.3).

sphäre direkt simulieren. Gerade auf klimatischen Zeitskalen spielt jedoch die Wechselwirkung der atmosphärischen Zirkulation mit den anderen Elementen des physikalischen Systems, wie dem Ozean oder der Kryosphäre, eine entscheidende Rolle. Diese Erkenntnis führte zur wechselseitigen Kopplung der AGCMs mit Zirkulationsmodellen des Ozeans (Manabe und Bryan, 1969) und damit zur Entwicklung der gekoppelten Zirkulationsmodelle des Ozeans und der Atmosphäre (Atmosphere Ocean Coupled General Circulation Model, AOGCM). Durch die Kopplung weiterer physikalischer Systemkomponenten (beispielsweise das Meereis) lässt sich sukzessive die Komplexität des abgebildeten Systems erweitern. Zusammenfassend spricht man daher bei diesen gekoppelten Modellen von General Circulation Models (GCMs). Zusätzlich zur Kopplung dieser rein physikalischen Systeme werden in den Modellen zunehmend auch die geologischen, chemischen und biologischen Teilsysteme des Erdsystems berücksichtigt. So können beispielsweise die Wechselwirkung mit einer dynamischen Vegetation oder die komplexen chemischen Vorgänge in der Atmosphäre, inklusive der möglichen Rückkopplungen mit dem Klimasystem, simuliert werden (Flato, 2011). Dieser neue Typus von Modell wird als Erdsystemmodell (Earth System Model, ESM) bezeichnet. Um die Leistungsfähigkeit der Modelle zu validieren und mögliche Entwicklungszweige zu identifizieren werden in regelmäßigen Abständen Modellvergleichsstudien durchgeführt. Die aktuelle Vergleichsstudie (Coupled Model Intercomparison Project Phase 5, CMIP5) fand dabei Eingang in den fünften Sachstandsbericht des IPCC (CMIP5, 2011; Taylor et al., 2012) und vergleicht zum größten Teil Erdsystemmodelle.

In der Regel sind die globalen Modelle nicht in der Lage regionale oder lokale Strukturen von kleinskaligen Phänomenen, wie dem Niederschlag oder dem bodennahen Windfeld, zufriedenstellend wiederzugeben (von Storch et al., 1999). Ursächlich hierfür ist die geringe Auflösung ( $\approx 250$  km in aktuellen GCMs und ESMs). So werden beispielsweise kleinskalige orographische Besonderheiten nur unzureichend in den Modellen wiedergegeben. Hierzu zeigt Abbildung 1.2 exemplarisch die Orographie innerhalb eines aktuellen Erdsystemmodells. Aufgrund der geringen Auflösung ergeben sich nur grobe Küstenlinien und eine abgeflachte Orographie. So besitzt beispielsweise das Himalaya im Modell eine maximale Höhe von etwa 5 km. Neben der Orographie können auch verschiedene Prozesse wie die subskalige Konvektion nicht direkt

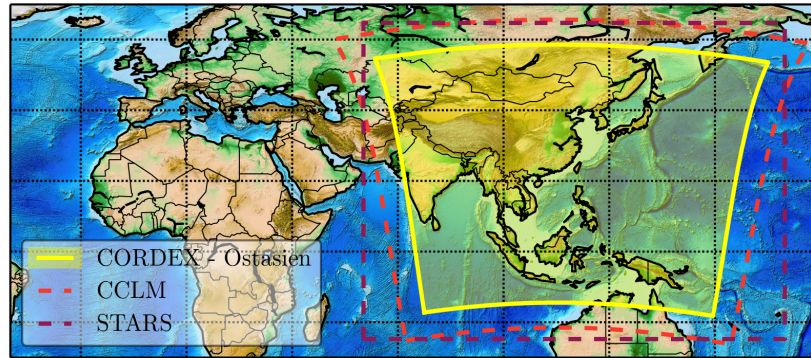
aufgelöst werden. Diese subskaligen Prozesse werden daher durch sogenannte Parametrisierungen angenähert. Für die Anwendung der Modellsimulationen in regionalen Klimafolgen- und Anpassungsstudien stellt die grobe Auflösung der Globalmodelle ein entscheidendes Hindernis dar. So ist beispielsweise für hydrologisch fokussierte Studien in kleinen Flusseinzugsgebieten wie S. Huang et al. (2013) eine hochaufgelöste Simulation des Niederschlags notwendig, um der Kleinskaligkeit des Flusssystemes und der komplexen räumlichen Niederschlagsverteilung in den Quellgebirgen Rechnung zu tragen (Grotch und MacCracken, 1991). Hierfür sind Auflösungen im unteren meso-Skalenbereich (2 – 200 km, siehe Wallace und Hobbs (2006)) notwendig. Mit Verbesserung der Rechenleistung wird sich auch die Auflösung der Globalmodelle erhöhen. Dabei haben verschiedene Untersuchungen gezeigt, dass eine Erhöhung der Auflösung in eine Verbesserungen in der Modellierung des Niederschlags resultiert (Iorio et al., 2004; Kimoto et al., 2005). Allerdings arbeiten aktuelle GCMs und ESMs schon an der Grenze der derzeit zur Verfügung stehenden Rechenleistung. Somit benötigt man gegenwärtig eine Alternative zum globalen Modellierungsansatz um lokale oder regionale Aussagen treffen zu können.

Um diese Lücke zu schließen und hochaufgelöste Klimaprojektionen für die Klimafolgenforschung zu ermöglichen, bieten sich regionale Klimamodelle an. Dabei wurden zwei fundamental verschiedene Ansätze entwickelt:

- die physikalisch dynamischen Regionalmodelle (Regional Climate Model, RCM) und
- die empirisch-statistischen Regionalmodelle (Empirical-Statistical Downscaling, ESD).

Die RCMs sind gewissermaßen regionale Versionen der GCMs (Giorgi und Bates, 1989). Auch sie basieren auf dem primitiven Gleichungssystem und lösen dies mit Hilfe von numerischen Methoden. Dabei wird die atmosphärische Zirkulation aber nur innerhalb einer bestimmten Region simuliert. Dies hat den Vorteil, dass diese Region, bei vergleichbarem Rechenaufwand, mit einer höheren Auflösung gerechnet werden kann. Analog zu den Globalmodellen müssen jedoch auch bei den RCMs Prozesse unterhalb der Modellauflösung parametrisiert werden. Durch die höhere Auflösung können jedoch gegenüber den GCMs mehr Prozesse direkt aufgelöst werden. Der Zustand der Atmosphäre am Rand muss zu jedem Zeitschritt von einem sogenannten Antrieb übergeben werden. Dieses vorgehen wird als „nesting“ bezeichnet. Aufgrund der Komplexität der benötigten Randwerte kommen hierfür, neben idealisierten Randbedingungen, nur Reanalysen und Global- oder Regionalmodelle in Frage (siehe Abschnitt A.3). Die höhere Auflösung führt unter anderem zu einer verbesserten Simulation der räumlichen Verteilung des Niederschlags und der Niederschlagsextreme (Giorgi, 1990; Giorgi et al., 1992, 1993; R. Jones et al., 1995; Bhaskaran et al., 1996). Insbesondere für Ostasien zeigte sich eine Verbesserung infolge der detaillierteren Abbildung der Orographie und der physikalischen Prozesse im RCM (Gao et al., 2008; Oh et al., 2014). Analog zu den GCMs lassen sich RCMs mit Modellen von anderen Komponenten des Klimasystems, wie einem regionalen Ozeanmodell, koppeln. Der Vorteil dieser Art der Regionalmodellierung besteht in der, im Rahmen der physikalischen Komplexität des Modells und der vorgenommenen Näherungen, vollständigen Erfassung der Wechselwirkungen im Klimasystem. Somit können beispielsweise lokale oder regionale Rückkopplungen zwischen den einzelnen Systemkomponenten identifiziert und näher untersucht werden. Ein Nachteil der RCMs besteht in ihrem relativ hohen Rechenzeitbedarf. Je nach Rechenleistung und Modellkonfiguration kann die Simulation eines Jahres mehrere Stunden reale Laufzeit benötigen (siehe Abschnitt 3.2.2). Dies erschwert die Durchführung von Vergleichsstudien über mehrere RCMs und die Bildung von Modellensembles. Mit Hilfe des CORDEX wird daher versucht dieses Manko, durch eine global koordinierte Anstrengung

## 1. Einleitung



**Abbildung 1.3.:** Die Region CORDEX-Ostasien und die jeweiligen Definitionen der beiden Regionalmodelle

zu überwinden (Giorgi et al., 2009). Im Rahmen dieser Arbeit wird das regionale Zirkulationsmodell CCLM verwendet.

Die zweite Klasse von Regionalmodellen sind die empirisch-statistischen Regionalmodelle (ESD). Im Unterschied zu den RCMs nutzen die ESDs statistische Zusammenhänge in einem Beobachtungsdatensatz zur Erstellung von hoch aufgelösten Klimasimulationen. Die Simulationen basieren demnach auf dem empirischen Informationsgehalt einer Beobachtungsreihe anstatt auf einer physikalischen Modellvorstellung der atmosphärischen Zirkulation. Entsprechend der Fülle an statistischen Methoden existiert eine Vielzahl von unterschiedlichen empirisch-statistischen Regionalmodellen (Giorgi und Mearns, 1991; Zorita und von Storch, 1999; Benestad et al., 2008). Dabei kann man zwischen rein empirischen und semi-empirischen Ansätzen unterscheiden. Erstere nutzen, in heuristischer Weise, nur die statistischen Zusammenhänge innerhalb der Beobachtungsreihe, um Aussagen zur Entwicklung des Klimasystems zu treffen. Letztere etablieren einen empirischen Zusammenhang zwischen den grob aufgelösten Rechnungen der Globalmodelle und einer hoch aufgelösten Beobachtungsreihe. Dabei existieren sowohl univariate als auch multivariate Ansätze (Zorita et al., 1995; Enke und Spekat, 1997; Werner und F.-W. Gerstengarbe, 1997; Orłowsky et al., 2008). Die Entwicklung der ESD-Modelle ist eng mit der regionalen Klimafolgenforschung und deren Bedarf an hoch aufgelösten Klimaprojektionen für den Nahzeitraum verknüpft. Der Vorteil der statistischen Modellierung liegt im geringen Rechenaufwand, so dass relativ große Ensemblesimulationen in kurzer Zeit bereitgestellt werden können. Der Nachteil der ESDs liegt jedoch an der mangelnden physikalischen Begründung der Modelle. Sie basieren auf empirisch-statistischen Zusammenhängen der Beobachtungszeitreihe, welche nicht zwangsläufig kausal oder physikalisch begründet sein müssen. Die Reaktion der atmosphärischen Zirkulation auf eine Veränderung der äußeren Einflüsse (wie der Treibhausgaskonzentration), kann daher nur begrenzt, im Rahmen der Beobachtungen und der statistischen Signifikanz des Zusammenhangs, erfasst werden (Benestad et al., 2008). Innerhalb dieser Arbeit wird das statistische Regionalmodell STARS verwendet. Dieses zählt zur Klasse der semi-empirischen Modelle.

Mit Hilfe der beiden Regionalmodelle CCLM und STARS sollen im Rahmen dieser Arbeit Klimasimulationen für die Region CORDEX-Ostasien entwickelt werden. Dabei sollen sowohl Simulationen einer historischen Klimaperiode als auch Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas durchgeführt und untersucht werden. Abbildung 1.3 zeigt die simulierten Regionen der jeweiligen Modelle. Im Folgenden sollen die beiden Regionalmodelle genauer vorgestellt werden.

## 1.3. Regionales dynamisches Klimamodell CCLM

Das Klimamodell COSMO - CLimate Mode (COSMO-CLM oder CCLM) gehört zur Klasse der regionalen dynamischen Klimamodelle. Es erlaubt die Erstellung von hoch aufgelösten Klimaszenarien auf Grundlage von physikalischen Gleichungen, welche die atmosphärische Zirkulation beschreiben. CCLM ist Teil des Modells des Consortium for Small-scale Modeling (COSMO), welches sowohl langfristige klimatische Simulationen als auch kurzfristige Wetter-simulationen erlaubt. Die Ursprünge des COSMO-Modells liegen dabei im numerischen Wettervorhersagemodell Lokal-Modell (LM) (Steppeler et al., 2003).

CCLM ist ein nicht-hydrostatisches Modell und erlaubt somit die direkte Simulation des vertikalen Transportes durch Konvektion. Die Atmosphäre wird dabei als kompressibles mehrkomponentiges Kontinuum betrachtet. Auf Basis seiner Modellannahmen erlaubt CCLM die Simulation der atmosphärischen Zirkulation mit einer Auflösung von 1 km bis 50 km, was der meso- $\beta$  bis meso- $\gamma$  Skala entspricht. Damit kann CCLM zur Untersuchung der atmosphärischen Zirkulation in Regionen mit komplexer und kleinskaliger Orographie genutzt werden (Dobler und Ahrens, 2008). Im Rahmen verschiedener Studien wurde das Modell unter anderem in Europa, Afrika und Südamerika angewendet (Böhm et al., 2004; Rockel und Geyer, 2008; Lutz et al., 2013; Panitz et al., 2013).

### 1.3.1. Dynamische Grundgleichungen

Das regionale Klimamodell CCLM wurde zu dem Zweck entwickelt, die Zirkulation der Atmosphäre, auf Grundlage der bekannten physikalischen Zusammenhänge, numerisch nachzubilden. Den Kern des Modells bilden daher physikalische Erhaltungssätze. Diese sind im Wesentlichen die Massenerhaltung, die Energieerhaltung und die Impulserhaltung für bewegte Luft. Neben dem Einfluss der Gravitation und der Rotation der Erde werden dabei auch Reibungs-, Strahlungs- und Diffusionseffekte berücksichtigt. Die Luft setzt sich im Modell aus verschiedenen Stoffkomponenten zusammen. Hierzu zählen primär trockene Luft und Wasserdampf. Darüber hinaus kann man noch flüssige und feste bzw. gefrorene Wasseranteile definieren. Die Komplexität dieser Wasseranteile lässt sich optional im Modell anpassen. Für jede Stoffkomponente wird eine zusätzliche Erhaltungsgleichung benötigt, um die relevanten Diffusions- und mikrophysikalischen Umwandlungsprozesse zu beschreiben. Im Folgenden sollen die dynamischen Grundgleichungen von CCLM kurz vorgestellt werden. Für eine ausführliche Herleitung sei an Doms (2011) verwiesen.

Die Bewegung des Stoffgemisches soll innerhalb der Troposphäre der sich rotierenden Erde stattfinden. Daher bildet das folgende Gleichungssystem die Grundlage des dynamischen Regionalmodells CCLM:

$$\rho \frac{d\mathbf{v}}{dt} = -\nabla p + \rho \mathbf{g}_{\text{eff}} - 2\boldsymbol{\Omega} \times (\rho \mathbf{v}) - \nabla \underline{\mathbf{t}}, \quad (1.1)$$

$$\rho \frac{dq^x}{dt} = -\nabla \mathbf{J}^x + I^x, \quad (1.2)$$

$$\frac{dp}{dt} = -\frac{c_p}{c_v} p \nabla \mathbf{v} + \left( \frac{c_p}{c_v} - 1 \right) Q_h + \left( \frac{c_p}{c_v} \right) Q_m, \quad (1.3)$$

$$\rho c_p \frac{dT}{dt} = \frac{dp}{dt} + Q_h, \quad (1.4)$$

$$\frac{1}{\rho} = \left( R_d q^d + R_v q^v \right) \frac{T}{p}. \quad (1.5)$$

## 1. Einleitung

Gleichung (1.1) stellt die Impulserhaltung (Navier-Stokes-Gleichung) dar und beschreibt die zeitliche Entwicklung des Geschwindigkeitsfeldes  $\mathbf{v}$  unter Einwirkung der Druckgradienten-, Gravitations- und Corioliskraft sowie der inneren Reibung. Dabei ist  $\mathbf{g}_{\text{eff}}$  die ortsabhängige effektive Gravitationsbeschleunigung<sup>2</sup>,  $\mathbf{\Omega}$  die Rotationsgeschwindigkeit der Erde und  $\underline{\mathbf{t}}$  der viskose Spannungstensor. Die zeitliche Entwicklung des Stoffmengenanteils  $q^x$  der verschiedenen Komponenten wird durch Gleichung (1.2) bestimmt und berücksichtigt den Transport von Materie durch Diffusion über die Diffusionsflussdichte  $\mathbf{J}^x$  sowie die Konzentrationsänderung durch mikrophysikalische Prozesse<sup>3</sup> über den Quellterm  $I^x$ . Der Index  $x$  steht dabei stellvertretend für die einzelnen Stoffkomponenten. Hierzu zählen die Bestandteile trockene Luft ( $d$ ) und Wasserdampf ( $v$ ). Die flüssigen und festen Wasseranteile werden im Folgenden mit  $l$  (flüssig) und  $f$  (fest) indiziert. Sie stehen stellvertretend für eine optionale Anzahl von Unterkomponenten, wie Wolkenwasser und Wolkeneis oder verschiedene Hydrometeore. Die Massen- und Energieerhaltung wird durch die prognostische Gleichung (1.3) für den Luftdruck  $p$  und (1.4) für die Temperatur  $T$  vermittelt.  $Q_h$  repräsentiert die diabatisch zugeführte oder abgeführte Wärme durch Verdunstung, Sublimation, Strahlungs- und Diffusionsprozesse sowie Dissipation.  $Q_m$  repräsentiert den Einfluss von Änderungen der Stoffmengenanteile  $q^x$  auf den Luftdruck. Die Gesamtdichte des Luftgemisches  $\rho$  ergibt sich diagnostisch aus der Zustandsgleichung (1.5). Im obigen Gleichungssystem stellen  $c_p$  und  $c_v$  die spezifischen Wärmekapazitäten bei konstantem Druck und konstantem Volumen sowie  $R_d$  und  $R_v$  die spezifischen Gaskonstanten von trockener Luft und Wasserdampf dar.

Im Folgenden müssen die Differentialgleichungen (1.1) bis (1.4) sowie die Zustandsgleichung (1.5) für den angestrebten räumlichen (1 km bis 50 km) und zeitlichen ( $\propto 1$  min) Skalenbereich formuliert werden. Hierzu wird eine sogenannte Reynolds-Mittelung (Reynolds, 1895) durchgeführt. Ziel ist es, das Gleichungssystem nur für den Skalenbereich oberhalb einer Gitterdiskretisierungslänge (mittlere Bewegung bzw. skaliger Bereich) explizit zu lösen und Beiträge unterhalb dieser Skala (subskaliger Bereich) durch geeignete Parametrisierungen abzuschätzen. Die aus der Mittelung resultierenden Gleichungen haben formale Ähnlichkeit mit den Ausgangsgleichungen, enthalten jedoch zusätzliche Terme. Diese Terme vermitteln den Einfluss der subskaligen Prozesse (Fluktuationen) auf die mittlere Bewegung (Dutton, 1986). Beispiele hierfür sind der Reynolds-Spannungstensor und subskalige Energie- und Stoffflüsse. Bei der Mittelung wird implizit angenommen, dass eine Skalentrennung der Bewegung möglich ist. Idealerweise stellen dabei die subskaligen Prozesse den turbulenten ungeordneten Anteil der Bewegung dar. Für den hier interessierenden mesoskaligen Größenbereich enthalten sie jedoch auch Anteile von geordneter Bewegung. Daher müssen die entsprechenden Terme in dem Differentialgleichungssystem durch teils komplexe Parametrisierungen ersetzt werden (siehe Abschnitt 1.3.4). Zudem muss bei der Kalibrierung von CCLM darauf geachtet werden, welche Prozesse durch die mittlere Bewegung explizit aufgelöst werden und welche durch eine Parametrisierung behandelt werden müssen.

Für die Ableitung der endgültigen Modellgleichungen kann eine Reihe der subskaligen Termen vernachlässigt werden. Dies betrifft unter anderem den viskosen Spannungstensor  $\underline{\mathbf{t}}$  und einen Teil der molekularen Stoff- und Energieflüsse. Dadurch ergibt sich folgendes Gleichungssystem

---

<sup>2</sup>Diese setzt sich aus der eigentlichen Gravitationsbeschleunigung  $\mathbf{g}$  abzüglich der Zentrifugalbeschleunigung zusammen.

<sup>3</sup>Dabei werden nur die Phasenübergänge des Wassers und keine chemischen Reaktionsprozesse berücksichtigt.

als Grundlage des Modells:

$$\rho \frac{d\mathbf{v}}{dt} = -\nabla p + \rho \mathbf{g}_{\text{eff}} - 2\boldsymbol{\Omega} \times (\rho \mathbf{v}) - \nabla \underline{\mathbf{T}}, \quad (1.6)$$

$$\frac{dp}{dt} = -\frac{c_{pd}}{c_{vd}} p \cdot \nabla \mathbf{v}, \quad (1.7)$$

$$\rho c_{pd} \frac{dT}{dt} = \frac{dp}{dt} + Q_h, \quad (1.8)$$

$$\rho \frac{dq^v}{dt} = -\nabla \mathbf{F}^v - (I^l + I^f), \quad (1.9)$$

$$\rho \frac{dq^{l,f}}{dt} = -\nabla (\mathbf{P}^{l,f} + \mathbf{F}^{l,f}) + I^{l,f}, \quad (1.10)$$

$$\frac{1}{\rho} = R_d \left[ 1 + \left( \frac{R_v}{R_d} - 1 \right) q^v - q^l - q^f \right] \frac{T}{p}, \quad (1.11)$$

$$\text{mit } Q_h = L_V I^l + L_S I^f - \nabla (\mathbf{H} + \mathbf{R}).$$

Hierbei stellt  $\underline{\mathbf{T}}$  den Reynolds-Spannungstensor (Dutton, 1986; Hantel, 2013) dar. Die Ausdrücke  $\mathbf{P}^l = \rho q^l \mathbf{v}_T^l$  und  $\mathbf{P}^f = \rho q^f \mathbf{v}_T^f$  definieren die Niederschlagsflüsse der flüssigen und festen Wasseranteile, mit den jeweiligen mittleren Fallgeschwindigkeiten  $\mathbf{v}_T^l$  und  $\mathbf{v}_T^f$ .  $L_V$  und  $L_S$  sind die Verdunstungs- und Sublimationswärme von Wasser bei einer Temperatur von 273.15 K.  $\mathbf{F}^x$  und  $\mathbf{H}$  repräsentieren die Stoff- und sensiblen Wärmeflüsse, welche durch die subskaligen Fluktuationen hervorgerufen werden. Die solare und thermische Strahlungsflussdichte ist durch  $\mathbf{R}$  gegeben. Die Gleichungen (1.6) bis (1.11) bilden das dynamische Grundgerüst des Modells CCLM. Sie erlauben die prognostische Bestimmung der mittleren Felder  $\mathbf{v}$ ,  $T$ ,  $p$ ,  $q^v$ ,  $q^l$  und  $q^f$  sowie die diagnostische Bestimmung der Gesamtdichte  $\rho$ . Die Stoffmengenanteile  $q^l$  und  $q^f$  sowie die damit assoziierten Gleichungen stehen dabei stellvertretend für verschiedene Unterkomponenten. Ihre Definition bzw. Komplexität wird optional festgelegt (Doms et al., 2011). Das Gleichungssystem (1.6) bis (1.11) wird im Folgenden in ein geeignetes Koordinatensystem überführt und mit Hilfe der Finite-Differenzen-Methode (Press et al., 2007) numerisch gelöst.

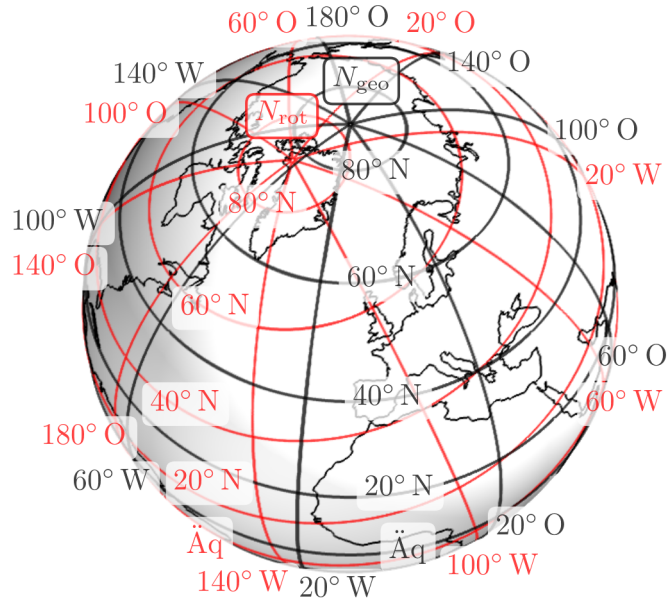
### 1.3.2. Horizontale und Vertikale Koordinaten

Das Gleichungssystem (1.6) bis (1.11) ist in einem, sich um die  $z$ -Achse rotierenden, kartesischen Koordinatensystem formuliert. Aufgrund der annähernd sphärischen Gestalt der Erde erscheint es als sinnvoll die Gleichungen in Kugelkoordinaten zu transformieren. Das damit assoziierte geographische Koordinatensystem hat jedoch einen entscheidenden Nachteil für die numerische Modellierung. Der physikalische Abstand zwischen zwei Längengraden verringert sich, je näher man dem Nord- oder Südpol kommt und konvergiert dort gegen Null. Ein Gitter, welches sich am geographischen Koordinatensystem orientiert, hätte nahe den Polen eine kürzere Maschenweite als am Äquator. Dies kann einen Einfluss auf die Stabilität der numerischen Integration haben<sup>4</sup>, was die Anwendbarkeit des Modells auf äquaturnahe Bereiche beschränkt. Um dieses Problem zu umgehen, verwendet CCLM sogenannte rotierte Kugelkoordinaten. Dabei wird das reguläre geographische Koordinatensystem um einen festen Breiten- und Längengrad gedreht, so dass der Äquator des rotierten Koordinatensystems möglichst innerhalb der Modellregion liegt. Dementsprechend wird der Nord- bzw. Südpol gegenüber

<sup>4</sup>Für feste Integrationszeiten kann das CFL-Kriterium (Courant-Friedrichs-Lewy-Kriterium) für polferne Gitterpunkte erfüllt sein, während es für polnahe Punkte verletzt wird (Etling, 2008).



## 1. Einleitung



**Abbildung 1.4.:** Die Erde mit gewöhnlichem geographischem Koordinaten (schwarz) und mit einem um das Koordinatenzentrum rotierten geographischem Koordinatensystem (rot). Die Position des rotierten Nordpols  $N_{\text{rot}}$  entspricht der Vorgabe des CORDEX für die Region Ostasien. In unrotierten geographischen Koordinaten liegt  $N_{\text{rot}}$  bei  $64.78^\circ$  W und  $77.61^\circ$  N.

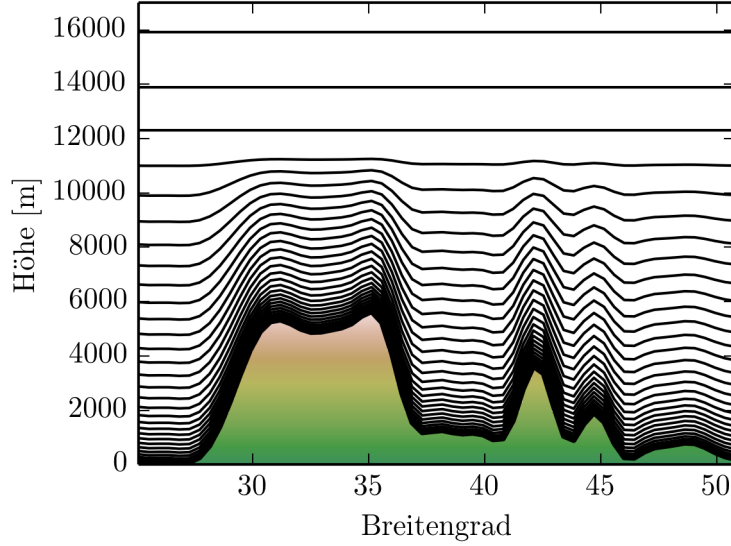
seiner ursprünglichen Position auf der Kugeloberfläche verschoben und sollte außerhalb der Region liegen.

Abbildung 1.4 zeigt exemplarisch die Erde mit dem gewöhnlichen geographischen und einem rotierten geographischen Koordinatensystem. Die Position des rotierten Nordpols ( $N_{\text{rot}}$ ) entspricht im unrotierten Koordinatensystem  $64.78^\circ$  W und  $77.61^\circ$  N und damit der Vorgabe des CORDEX für die Region Ostasien (Christensen et al., 2013). Wie man an Abbildung 1.4 erkennen kann, ist die Verschiebung des Nordpols vergleichsweise gering.

Das rotierte geographische Koordinatensystem nimmt eine exakte sphärische Gestalt der Erde mit konstantem Radius  $a \approx 6371$  km an, so dass die prognostischen Variablen zu einem gegebenen Zeitpunkt  $t$  durch den Längengrad  $\lambda$ , den Breitengrad  $\varphi$  und die Höhe  $z$  über der Kugeloberfläche (geometrische Höhe) beschrieben werden können. Für die numerische Implementierung des Gleichungssystems (1.6) bis (1.11) erscheint die Wahl der geometrischen Höhe  $z$  als Vertikalkoordinate als unzweckmäßig, da dadurch die komplexe Orographie bei der Formulierung der Randwerte für die Integration berücksichtigt werden muss. Um dies zu umgehen, wird eine vertikale Koordinate  $\zeta$  gewählt, welche in der Nähe des Erdbodens der Orographie folgt (Gal-Chen und Somerville, 1975; Doms, 2011). Hierdurch wird die Krümmung der Orographie (über metrische Terme) direkt in den Differentialgleichungen berücksichtigt und die Implementierung der unteren Randwerte vereinfacht. Für die hier relevanten Zeitskalen ( $\approx 100$  y), kann die Orographiehöhe als zeitlich konstant angenommen werden, so dass die vertikale Koordinate  $\zeta$  als zeitunabhängig definiert wird. Daher muss die Abbildung  $\zeta = \zeta(\lambda, \varphi, z)$  im Verlauf der Integration nur einmal berechnet werden.

Für die obere Grenze der Modellatmosphäre verwendet CCLM Dirichlet-Randbedingungen für eine feste geometrische Höhe über Normal-Null ( $z$ ). Um sowohl die oberen als auch unteren Randbedingungen sinnvoll einzubinden, wird eine Hybrid-Koordinate definiert, welche in der Nähe des Erdbodens parallel zur Orographie ( $\zeta$ ) und in der Nähe der oberen Modellgrenze





**Abbildung 1.5.:** Zur Illustration der vertikalen Koordinate in CCLM, anhand eines meridionalen Schnitts durch das Hochland von Tibet bei  $80^\circ$  O. Die schwarzen Linien kennzeichnen die Flächen mit gleicher Hybrid-Koordinate. Diese wird so gewählt, dass die Isoflächen in der Nähe des Erdbodens parallel zur Orographie und ab einer gewissen Höhe  $z_F = z_F(\lambda, \varphi)$  parallel zur Kugeloberfläche (geometrische Höhe  $z$ ) sind.

parallel zu Flächen gleicher geometrischer Höhe ( $z$ ) ist. Abbildung 1.5 illustriert diese Hybrid-Koordinate anhand eines Schnitts durch das Hochland von Tibet. Im Rahmen dieser Arbeit wurde eine druckbasierte Hybrid-Koordinate verwendet.

Durch die Einführung der diskutierten horizontalen und vertikalen Koordinaten und die Näherung einer relativ flachen Atmosphäre nach Phillips (1966) nimmt das Differentialgleichungssystem für den Windvektor  $\mathbf{v}$  folgende Form an:

$$\frac{\partial u}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) u = -\frac{1}{\rho a \cos \varphi} \left( \frac{\partial p'}{\partial \lambda} + \frac{J_\lambda}{\sqrt{G}} \frac{\partial p'}{\partial \zeta} \right) + \frac{uv}{a} \tan \varphi + fv + M_u, \quad (1.12)$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) v = -\frac{1}{\rho a} \left( \frac{\partial p'}{\partial \varphi} + \frac{J_\varphi}{\sqrt{G}} \frac{\partial p'}{\partial \zeta} \right) - \frac{u^2}{a} \tan \varphi - fu + M_v, \quad (1.13)$$

$$\frac{\partial w}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) w = \frac{1}{\rho \sqrt{G}} \frac{\partial p'}{\partial \zeta} + B + M_w. \quad (1.14)$$

Die Komponenten  $u$ ,  $v$  und  $w$  sind dabei im rechtwinkligen geographischen Koordinatensystem definiert:

$$\mathbf{v} = u\mathbf{e}_\lambda + v\mathbf{e}_\varphi + w\mathbf{e}_z.$$

$\mathbf{e}_\lambda$ ,  $\mathbf{e}_\varphi$  und  $\mathbf{e}_z$  stellen Einheitsvektoren in den jeweilige Raumrichtungen dar. Durch Einführung der geländefolgenden Koordinate  $\zeta$  erscheinen metrische Terme in den Gleichungen, welche folgendermaßen definiert sind:

$$J_\lambda = \left( \frac{\partial z}{\partial \lambda} \right)_\zeta, \quad J_\varphi = \left( \frac{\partial z}{\partial \varphi} \right)_\zeta, \quad \sqrt{G} = -\frac{\partial z}{\partial \zeta}.$$

In den prognostischen Gleichungen für die Geschwindigkeitskomponenten stellt  $a$  den Erdradius und  $f$  den Coriolisparameter dar (Doms, 2011). Der Einfluss der subskaligen Bewegung

## 1. Einleitung

(Reynolds-Spannungstensor) wird über die Terme  $M_u$ ,  $M_v$  und  $M_w$  vermittelt. Die prognostische Gleichung für die vertikale Windkomponente  $w$  enthält die Auftriebsbeschleunigung:

$$B = g \frac{\rho_0}{\rho} \left[ \frac{T - T_0}{T} - \frac{T_0 p'}{T p_0} + \left( \frac{R_v}{R_d} - 1 \right) q^v - q^l - q^f \right].$$

Um numerische Rundungsfehler zu vermeiden, wird der Luftdruck  $p$ , die Temperatur  $T$  und die Dichte  $\rho$  in ein hydrostatisches ruhendes Hintergrundfeld und einen Abweichungsterm zerlegt:

$$p = p_0(z) + p'(\lambda, \varphi, z, t), \quad T = T_0(z) + T'(\lambda, \varphi, z, t), \quad \rho = \rho_0(z) + \rho'(\lambda, \varphi, z, t).$$

Damit ergeben sich folgende prognostischen Gleichungen für den Luftdruck und die Temperatur sowie für die diagnostische Gleichung der Gesamtdichte:

$$\frac{\partial p'}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) p' = -\frac{c_{pd}}{c_{vd}} p (\nabla \cdot \mathbf{v}) + g \rho_0 w, \quad (1.15)$$

$$\frac{\partial T}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) T = -\frac{1}{\rho c_{vd}} p (\nabla \cdot \mathbf{v}) + \frac{1}{\rho c_{pd}} \left[ L_V I^l + L_S I^f - (\nabla \cdot \mathbf{R}) \right] + M_T, \quad (1.16)$$

$$\frac{1}{\rho} = R_d \left[ 1 + \left( \frac{R_v}{R_d} - 1 \right) q^v - q^l - q^f \right] \frac{T}{p}. \quad (1.17)$$

Analog zu den Geschwindigkeitskomponenten repräsentiert  $M_T$  den Einfluss der subskaligen Bewegung (subskaliger sensibler Wärmefluss) auf die Temperatur. Auf ähnliche Weise lassen sich auch die prognostischen Gleichung für die Stoffmengenanteile von Wasserdampf sowie den flüssigen und festen Wasseranteilen in der Luft, in einen vom Modell aufgelösten Anteil und einen subskaligen Anteil ( $M_{q^x}$ ), zerlegen:

$$\frac{\partial q^v}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) q^v = -\frac{1}{\rho} (I^l + I^f) + M_{q^v}, \quad (1.18)$$

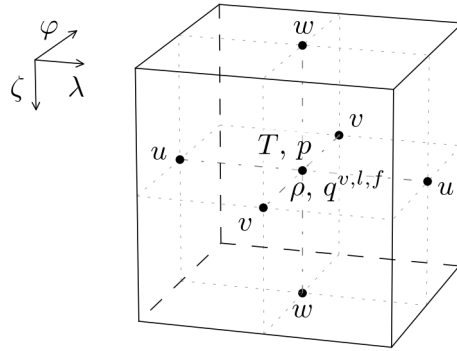
$$\frac{\partial q^{l,f}}{\partial t} + (\mathbf{v} \cdot \nabla) q^{l,f} = -\frac{1}{\rho \sqrt{G}} \frac{\partial P_{l,f}}{\partial \zeta} + \frac{1}{\rho} I^{l,f} + M_{q^{l,f}}, \quad (1.19)$$

$$\text{mit } P_{l,f} = |\mathbf{P}_{l,f}| = \rho q^{l,f} \left| \mathbf{v}_T^{l,f} \right|.$$

Zur Lösung des Differentialgleichungssystem (1.12) bis (1.19) müssen die subskaligen Bewegungsanteile  $M_\psi$ , die Quellterme  $I^x$ , die Strahlungsflussdichte  $\mathbf{R}$  und die Niederschlagsflüsse  $\mathbf{P}_x$  durch geeignete Parametrisierungen approximiert werden. Insbesondere bei den subskaligen Bewegungstermen  $M_\psi$  besteht dabei das Problem, dass diese sowohl geordnete Bewegungen (Konvektion) als auch ungeordnete turbulente Bewegungen repräsentieren können.

### 1.3.3. Numerische Implementierung

Um das Gleichungssystem (1.12) bis (1.19) numerisch zu lösen, wird die Finite-Differenzen-Methode angewendet (Press et al., 2007; Doms, 2011). Hierfür werden alle Variablen an diskreten Gitterpunkten definiert und die Differentialoperationen gegen endliche Differenzen ausgetauscht. Für die Gitterdefinition der Variablen verwendet CCLM ein sogenanntes Arakawa C-Gitter (A. Arakawa und Lamb, 1977). Wie Abbildung 1.6 zeigt, werden dabei alle Geschwindigkeitskomponenten an den Randflächen der Gitterbox und die übrigen Variablen an deren Zentrum definiert.



**Abbildung 1.6.:** Definition der Variablen in einem C-Gitter. Die Temperatur, der Luftdruck, die Dichte und die Stoffmengenanteile sind im Zentrum der Gitterbox definiert, während die Geschwindigkeitskomponenten  $u$ ,  $v$  und  $w$  sich auf den Flächen der Gitterbox befinden.

Um die Stabilität der numerischen Lösung zu bewahren, muss das CFL-Kriterium (Courant-Friedrichs-Lewy-Kriterium) erfüllt sein (Etling, 2008). Dieses schränkt die räumliche und zeitliche Diskretisierungslänge des Modells anhand der physikalischen Ausbreitungsgeschwindigkeit der prognostischen Variablen ein. Da auch schnell propagierende Schall- und Schwerewellen Bestandteil der Lösung des Gleichungssystems sind, wurde für eine effiziente numerische Integration eine Zerlegung der Differentialgleichungen in langsame und schnell propagierende Terme nach Klemp und Wilhelmson (1978) vorgenommen.

Für die eigentliche numerische Integration stehen sowohl ein Runge-Kutta (Wicker und Skamarock, 2002) als auch ein Leapfrog Schema (Skamarock und Klemp, 1992) zur Verfügung. Beide Varianten wurden im Rahmen der Modellkalibrierung getestet (siehe Abschnitt 3.2.2). Die Modellgleichungen (1.12) bis (1.19) werden im Anschluss an die numerische Integration formal um zusätzliche Terme erweitert. Diese dienen zur Filterung oder Glättung der numerischen Lösung, zur Anbindung der lateralen Randbedingungen (beispielsweise aus einem GCM) und zur Dämpfung der oberen Randbedingungen mittels Rayleigh-Dämpfung. Die Einbindung dieser Terme erfolgt durch ein sogenanntes Marchuk-Splitting (Marchuk, 1974). Die letzten beiden Aspekte werden ebenfalls im Rahmen der Modellkalibrierung (siehe Abschnitt 3.2.2) behandelt. Bei den hier durchgeführten Rechnungen wird auf die Verwendung der Spektralennudging-Technik (von Storch et al., 2000) zur Anbindung des Antriebs an CCLM verzichtet, um eine freie Entwicklung des Modells auf allen räumlichen Skalen zu ermöglichen und die Auswirkung einer Fehlerfortpflanzung vom Antrieb zum Regionalmodell zu verringern.

#### 1.3.4. Physikalische Parametrisierungen

Um die mathematische Schließung des Gleichungssystems (1.12) bis (1.19) zu ermöglichen, müssen verschiedene physikalische Prozesse parametrisiert werden. Dies betrifft unter anderem die Strahlungsprozesse, die subskaligen turbulenten und geordneten Bewegungsvorgänge der Luft, den turbulenten Austausch in der Nähe des Erdbodens und die Abbildung von Wolken sowie der Niederschlagsflüsse. Im Folgenden soll auf die, im Rahmen dieser Arbeit von CCLM, verwendeten Parametrisierungen kurz eingegangen werden. Eine detaillierte Behandlung der Parametrisierungen findet sich in Doms et al. (2011).

Zur Parametrisierung der Strahlungsflüsse nutzt CCLM eine Zwei-Strom-Approximation der Strahlungstransfergleichung (Hanel, 2013) nach Ritter und Geleyn (1992). Diese umfasst drei Spektralbänder im Wellenlängenbereich der solaren Strahlung sowie fünf Bänder im thermi-

## 1. Einleitung

schen Bereich und beinhaltet die Effekte der Streuung, Absorption und Emission von elektromagnetischer Strahlung durch Wolken, Wasserdampf, Ozon, Aerosole und verschiedene Treibhausgase. Der Strahlungsfluss findet dabei nur in vertikaler Richtung statt.

Zur Parametrisierung turbulenter Impuls-, Wärme- und Feuchteflüsse in der Atmosphäre nutzt CCLM (in der verwendeten Version) eine Formulierung anhand von Diffusionskoeffizienten (K-Schließung). Diese werden mit Hilfe der sogenannten turbulenten kinetischen Energie (TKE) (Mellor und Yamada, 1982) bestimmt. Hierfür wird das Gleichungssystem (1.12) bis (1.19) um eine zusätzliche prognostische Gleichung für die TKE erweitert. Aufgrund der geringen vertikalen Schichtdicken, gegenüber der horizontalen Gitterdiskretisierungslänge, wird nur der vertikale turbulente Transport betrachtet. Für die Parametrisierung der turbulenten Austauschprozesse in der Nähe des Erdbodens verwendet CCLM ebenfalls eine Formulierung anhand der TKE.

Auf der betrachteten horizontalen Gitterauflösung ( $\approx 50$  km) stellt Konvektion einen wichtigen geordneten subskaligen Bewegungsvorgang dar, welcher entsprechend parametrisiert werden muss. CCLM verwendet hierfür ein Massenfluss-Schema nach Tiedtke (Tiedtke, 1989). Dieses unterscheidet drei verschiedene Arten von Konvektion: flache, mittlere und hochreichende Konvektion.

Zur Parametrisierung der Niederschlagsflüsse sowie der großskaligen Wolkenbedeckung (Bedeckung einer ganzen Gitterzelle) nutzt CCLM ein sogenanntes Bulk-Schema (Kessler, 1995). Konkret werden die prognostischen Gleichungen (1.19) für Flüssigwasser und Eis in prognostische Gleichungen für einen sedimentierenden Anteil (Regen  $q^r$ , Schnee  $q^s$  und Graupel  $q^g$ ) und einen nicht-sedimentierenden Anteil (Wolkenwasser  $q^c$  und Wolkeneis  $q^i$ ) zerlegt. Zusammen mit dem Wasserdampfgehalt  $q^v$  ergeben sich somit 6 Kategorien für den Feuchtegehalt der Luft. Die Simulationen des Modells können dabei optional auf einzelne Kategorien beschränkt werden. Die mikrophysikalischen Umwandlungsprozesse werden zwischen diesen Kategorien definiert. Großskalige Wolken bilden sich aufgrund der Sättigung der Luft mit Wasserdampf. Unterhalb des Sättigungsniveaus ist jedoch auch eine partielle Wolkenbedeckung der Gitterzelle möglich. Diese wird optional durch ein empirisches relative Feuchte-Schema oder ein statistisches Wolkenchema (siehe Abschnitt 3.2.2) parametrisiert.

Für die Bereitstellung von Randwerten der spezifischen Feuchte und der Temperatur an der Erdoberfläche nutzt CCLM ein separates Bodenmodell (TERRA\_LM). Dabei handelt es sich um ein Mehrschichtmodell, welches den Feuchtegehalt und die Temperatur in den einzelnen Bodenschichten durch das prognostische Lösen der Richards- und Wärmeleitungsgleichung bestimmt (Schrodin und Heise, 2001; Doms et al., 2011). Der Austausch von Feuchtigkeit mit der Atmosphäre umfasst die Sedimentation von Regen und Schnee, die Evaporation und Sublimation von der obersten Bodenschicht und den separaten Oberflächenspeichern sowie die Transpiration von Pflanzen.

Im Rahmen der Modellkalibrierung wurden verschiedene Einstellungen der genannten physikalischen Parametrisierungen getestet. Die entsprechenden Resultate finden sich in Abschnitt 3.2.2.

### 1.3.5. Voraussetzungen für die Anwendbarkeit und Grenzen des Modells

Für die Anwendung von CCLM müssen eine Reihe von Voraussetzungen erfüllt werden. Diese betreffen unter anderem den verwendeten Antrieb oder die räumliche und zeitliche Auflösung der Simulation. Darüber hinaus werden bei der Durchführung von Klimaprojektionen eine Reihe von Annahmen gemacht. Hieraus bilden sich Grenzen für die Anwendbarkeit der Modells ab. Einige dieser Voraussetzungen und Annahmen sollen im Folgenden kurz diskutiert werden.

Das dynamische Regionalmodell CCLM benötigt einen Antrieb, welcher die Werte der prognostischen Variablen zu jedem Zeitschritt und für jeden Gitterpunkt sowie jeder Modellschicht am lateralen Rand der Simulationsregion übergibt. Diese komplexen Anforderungen schränken die Menge der verfügbaren Antriebe ein und können derzeit nur von Reanalysen und globalen sowie regionalen Zirkulationsmodellen erfüllt werden. Da der Antrieb in der Regel in einer größeren räumlichen und zeitlichen Auflösung vorliegt, muss dieser gegebenenfalls auf die räumliche und zeitliche Auflösung des CCLM gebracht werden. Hierfür verwendet CCLM einen separaten Präprozessor (int2lm). Der Antrieb und CCLM sollten dabei ein bestimmtes Auflösungsverhältnis nicht überschreiten, da sonst ein künstlicher Informationstransfer die Simulation negativ beeinflussen kann (Denis et al., 2003). Dies gilt es bei der Wahl des Antriebs sowie der räumlichen und zeitlichen Auflösung des Modells zu beachten.

Bei der Art der Anbindung des Antriebs besteht die Gefahr einer Reflexion von atmosphärischen Wellen am lateralen oder oberen Rand der Simulationsregion. Dies muss durch geeignete numerische Verfahren unterdrückt werden (siehe Abschnitt 3.2.2). Trotz dieses Vorgehens können jedoch Randeffekte die Simulation beeinflussen. Darüber hinaus wird der Antrieb benötigt um das Regionalmodell zum ersten Simulationszeitpunkt zu initialisieren. Trotz dieser Initialisierung benötigt das Modell, insbesondere für die Bodenfeuchte, einen Einschwingzeitraum um ein dynamisches Gleichgewicht zwischen den einzelnen Modellkomponenten herzustellen (Sehlinger, 2012). Dieser Einschwingzeitraum sollte nicht Teil des zu untersuchenden Simulationszeitraums sein. Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Einschwingzeitraum von mindestens einem Jahr verwendet.

Neben dem Antrieb, welcher die prognostischen Variablen des CCLM am Rand vorgibt, werden für die Simulation noch eine Reihe zeitlich konstanter oder nur saisonal variierender Felder benötigt. Diese umfassen unter anderem die Orographiehöhe, den Blattflächenindex oder die Wurzeltiefe. Die mit diesen Parametern assoziierten Unsicherheiten werden in der Regel vernachlässigt, sie können jedoch durchaus einen Einfluss auf die Simulation haben (Block, 2007). Das Modell ist hinsichtlich seines dynamischen und numerischen Kerns sowie der verwendeten Parametrisierungen für eine horizontale Auflösung zwischen 1 km und 50 km konzipiert. Ein Über- oder Unterschreiten dieser Grenzen kann insbesondere zur Verletzung der Grundannahmen von einzelnen Parametrisierungen führen, was in einen systematischen Fehler resultiert. Das Modell besitzt jedoch verschiedene Ausführungen für einzelne Parametrisierungen, um die unterschiedliche Komplexität der subskaligen und physikalischen Prozesse in der jeweiligen Auflösung besser zu erfassen. Die im Rahmen dieser Arbeit verwendete Auflösung von  $0.44^\circ$  (ca. 50 km) liegt am oberen Rand der Modellkonzeption.

Die verwendeten Parametrisierungen zur Abbildung von subskaligen Prozessen stellen in der Regel grobe Vereinfachungen der physikalischen Wirklichkeit dar. Die Qualität der Simulationen ist abhängig von der Güte der jeweils verwendeten Parametrisierung sowie deren Einbettung und Zusammenspiel im übrigen Modell. Viele Parametrisierungen setzen implizit eine zeitliche Konstanz der eingehenden Parameter voraus. Diese Annahme ist insbesondere im Rahmen von Projektionsrechnungen der zukünftigen Entwicklung des Klimas zu beachten, da sie möglicherweise nicht gerechtfertigt werden kann. So besitzt etwa der Blattflächenindex, der Vegetationsbedeckungsgrad oder die Wurzeltiefe in den durchgeführten Simulationen nur einen Jahresgang aber keinen Trend, da das verwendete Bodenmodell keine dynamisch wechselwirkende Vegetation besitzt.

Bei der Herleitung des Differentialgleichungssystems (1.6) bis (1.11) wurden eine Reihe von Vereinfachungen vorgenommen, deren Rechtfertigung theoretisch umfassend geprüft werden müsste, um den damit assoziierten Fehler zu quantifizieren. Im Rahmen der Kalibrierung (siehe Abschnitt 3.2.2) kann jedoch nur ein kleiner Teil dieser Vereinfachungen untersucht

## 1. Einleitung

werden. Neben diesem schwer quantifizierbaren Fehler ergibt sich eine weitere Fehlerquelle aus dem gewählten Ansatz zur numerischen Lösung des Gleichungssystems. Hierdurch können numerische Fehler auftreten, welche ihrerseits durch geeignete Methoden unterdrückt werden müssen (Press et al., 2007; Doms, 2011).

Außer diesen modellspezifischen Voraussetzungen und Begrenzungen besitzt das Modell eine wesentliche technische Beschränkung. Zur Anwendung von CCLM wird ein HPC Umfeld (High-Performance Computing) benötigt. Darüber hinaus können selbst auf HPC-Systemen in der Regel nur wenige Simulationen über einen längeren Simulationszeitraum durchgeführt werden (typischerweise 100 Jahre). Begrenzt werden diese sowohl durch die benötigte Rechenzeit, als auch den erforderlichen Speicherplatz. Dies erschwert die Durchführung von Ensemblesimulationen zur Erfassung der Ensembleschwankungen und führt zur Notwendigkeit von Studien wie dem CORDEX. Im Rahmen dieser Arbeit wird aufgrund dieser Begrenzungen nur eine Simulation pro Antrieb und Szenario durchgeführt.

## 1.4. Statistisches Klimamodell STARS

Das statistische Klimamodell STARS (Statistical Analogue Re-sampling Scheme) wählt den Weg der semi-empirischen Modellierung. Entgegen dem dynamischen Regionalmodell CCLM, welches auf den physikalischen Grundgleichungen (1.1) bis (1.5) basiert, leitet STARS das Verhalten der atmosphärischen Zirkulation für einen Simulationszeitraum aus einer Beobachtungszeitreihe ab. Aufgrund dieses heuristischen Ansatzes ist STARS weit weniger komplex als CCLM und die daraus resultierenden kurzen Rechenzeiten erlauben das Erstellen von großen Simulationsensembles. Das Modellkonzept beruht auf einer Arbeit von Werner und F.-W. Gerstengarbe (1997). Ähnliche Ansätze finden auf globaler und regionaler Ebene Anwendung (Yates et al., 2003; Räisänen und Ruokolainen, 2006).

Das Modell arbeitet auf Grundlage einer Zeitreihe von täglich aufgelösten Beobachtungen verschiedener meteorologischer Variablen. Diese Zeitreihe wird unter Einhaltung vorgegebener Regeln zeitlich neu geordnet bzw. rekombiniert, um eine neue Zeitreihe zu bilden, welche den Simulationszeitraum repräsentiert. Hauptziel dieser Rekombination ist dabei das Erreichen einer linearen Regressionsvorgabe (Anstieg und Verschiebungskonstante) einer ausgewählten Variablen (z. B. Temperatur) im Simulationszeitraum. Diese Vorgabe kann beispielsweise aus Rechnungen von globalen Zirkulationsmodellen stammen. In diesem Sinne unterscheidet sich STARS von den meisten ESD-Methoden, da nur ein klimatisches Änderungssignal und nicht der Zustand der großskaligen Zirkulation von einem GCM übergeben wird. Aus Sicht der Zeitreihenanalyse entspricht das Vorgehen einem konditionierten Resampling-Algorithmus.

Das Modell erlaubt es die atmosphärischen Zustände stochastisch abzubilden. Die Rekombination erfolgt simultan für alle Variablen eines Tages. Dadurch wird eine physikalisch sinnvolle Kovariabilität zwischen verschiedenen Variablen auf kurzen Zeitskalen implizit erhalten. Auf längeren Zeitskalen und in größeren räumlichen Regionen wird jedoch durch das kombinieren verschiedener Tage insbesondere die Massen- und Energieerhaltung verletzt. Aus diesem Grund eignet sich STARS beispielsweise nicht für atmosphärische oder physikalische Prozessstudien oberhalb einer bestimmten Zeitskala, wie der Untersuchung der Zugbahn eines tropischen Wirbelsturms.

Im Rahmen dieser Arbeit wurde die weiterentwickelte Version von STARS nach Orłowsky (2007) und Orłowsky et al. (2008) verwendet (STARS 2.1). Diese wurde in verschiedenen Regionen der Erde erfolgreich angewendet (Orłowsky und Fraedrich, 2009; Orłowsky et al., 2010; Lutz et al., 2013). Erstmals erfolgt hier eine Anwendung des Modells auf kontinentaler Ebene. In den folgenden Abschnitten wird das Modellkonzept von STARS erläutert und der konkrete Algorithmus vorgestellt. Anschließend wird auf die Erweiterung des Algorithmus für räumlich ausgedehnte Daten eingegangen. Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich unter anderem mit den Grenzen des statistischen Modells in Bezug auf die Entwicklung von Klimaprojektionen und die Anwendbarkeit von STARS auf kontinentaler Ebene. Daher sollen abschließend die, auf Basis des vorgestellten Modellkonzeptes, gewonnenen Erkenntnisse zu den spezifischen Voraussetzungen der Modellanwendung sowie zu den potentiellen Modellschwächen von STARS kurz vorgestellt werden.

### 1.4.1. Modellkonzeption

Das statistische Klimamodell STARS basiert auf der Grundannahme, dass das zukünftige Witterungsgeschehen dem Vergangenen im stochastischen Sinne ähnelt (Werner und F.-W. Gerstengarbe, 1997). Relativ zu den meist starken Schwankungen auf saisonaler und intra-saisonalen Zeitskala stellt eine langfristige klimatische Änderung nur eine geringe Störung

## 1. Einleitung

der atmosphärischen Zirkulation dar. Daraus resultiert die Hypothese, dass das zukünftige Witterungsgeschehen durch eine Variation des vergangenen Witterungsgeschehens dargestellt werden kann. Im statistischen Modell STARS wird dies durch eine zeitliche Neuordnung einer Zeitreihe von meteorologischen Beobachtungen<sup>5</sup> realisiert. Die Art der Rekombination wird dabei an verschiedene Bedingungen geknüpft, um der resultierenden Simulationszeitreihe sowohl das klimatische Änderungssignal aufzuprägen, als auch die physikalische Konsistenz der Beobachtungen zu wahren.

Um einen Überblick vom Ablauf des STARS-Algorithmus zu erhalten, fasst Abbildung 1.7 das Vorgehen zur Erzeugung der Neuordnung grob zusammen. Eine Präzisierung der einzelnen Punkte wird im anschließenden Abschnitt vorgenommen. Ausgangspunkt des Algorithmus ist eine meteorologische Beobachtungszeitreihe mit täglicher Auflösung. In der Regel umfasst diese Zeitreihe eine Vielzahl von meteorologischen Messgrößen wie die Temperatur, den Niederschlag oder den Luftdruck. Ziel des Algorithmus ist die Bestimmung einer Rekombinationsvorschrift, welche auf die Beobachtungszeitreihe angewendet wird, um die Simulationszeitreihe zu erhalten. Dabei sollen alle Beobachtungen eines Tages simultan rekombiniert werden. Es findet beispielsweise keine separate Neuordnung von Temperatur- und Niederschlagsmessungen statt. Auf diese Weise wird die physikalische Konsistenz der Einzelmessungen bewahrt.

Wie oben erwähnt, ist die durch STARS bestimmte Neuordnung der Zeitreihe an verschiedene Bedingungen geknüpft. Primäre Bedingung ist, dass die Simulationszeitreihe für eine bestimmte Variable einen vorgegebenen linearen Verlauf (Regressionsvorgabe) besitzt. Diese Variable wird im Folgenden als charakteristische Variable bezeichnet. Die Regressionsvorgabe bezieht sich auf die Zeitreihe der Jahresmittel der charakteristischen Variablen. Sie muss innerhalb einer ebenfalls vorgegebenen Toleranz erreicht werden. Die vorgegebene Regressionsgerade und die daran gekoppelte Toleranz entsprechen einer gerichteten Störung der ansonsten zufälligen Simulationszeitreihe durch ein klimatisches Signal. In den meisten Fällen wird die bodennahe Lufttemperatur (2 m-Temperatur) als charakteristische Variable verwendet.

Neben der Einhaltung der Regressionsvorgabe müssen bei der Neuordnung noch weitere sekundäre Bedingungen erfüllt werden, um die physikalische Konsistenz der so erstellten Simulationszeitreihe bestmöglich zu wahren. Insgesamt sind vier sekundäre Bedingungen zu erfüllen:

- realistischer Verlauf des Witterungsgeschehens,
- realistische Abfolge der Witterungsverhältnisse,
- Wahrung des saisonalen Verlaufs (Jahresgang) und
- Wahrung einer natürlichen Variabilität.

Diese vier Bedingungen haben entscheidenden Einfluss auf die ermittelte Rekombinationsvorschrift. Um die primäre Bedingung der Regressionsgeraden und die vier sekundären Bedingungen zu erfüllen, wird die Suche nach der Rekombinationsvorschrift in zwei Teile zerlegt. Diese werden als „erste Näherung“ und „iterative Ausbesserung“ bezeichnet.

Die erste Näherung bezeichnet die Neuordnung vollständiger Jahre. Hierdurch wird sowohl ein realistischer Jahresgang bewahrt, als auch der Algorithmus beschleunigt. Zusätzlich wird bei der Neuordnung darauf geachtet, dass die Simulationszeitreihe eine ähnliche Schwankung

---

<sup>5</sup>Prinzipiell ist die Art der Beobachtungen nicht fest vorgeschrieben. Aus Gründen der Verfügbarkeit und Relevanz werden meteorologische Messreihen wie etwa die bodennahe Lufttemperatur, der Niederschlag oder der Luftdruck verwendet. Das Modell erlaubt auch die Nutzung von Reanalysen oder Rechnungen anderer Modelle als Pseudobeobachtungen.



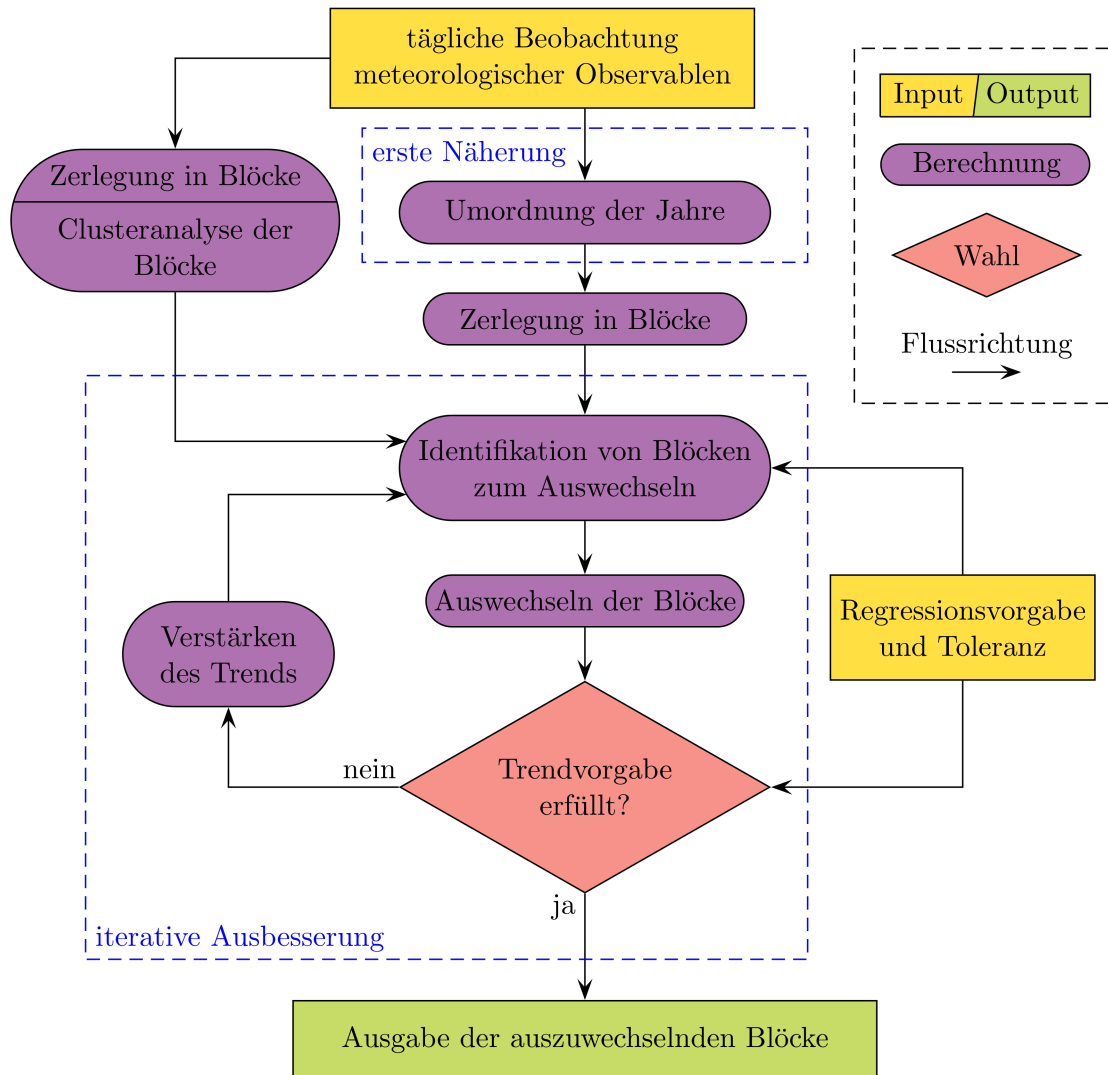
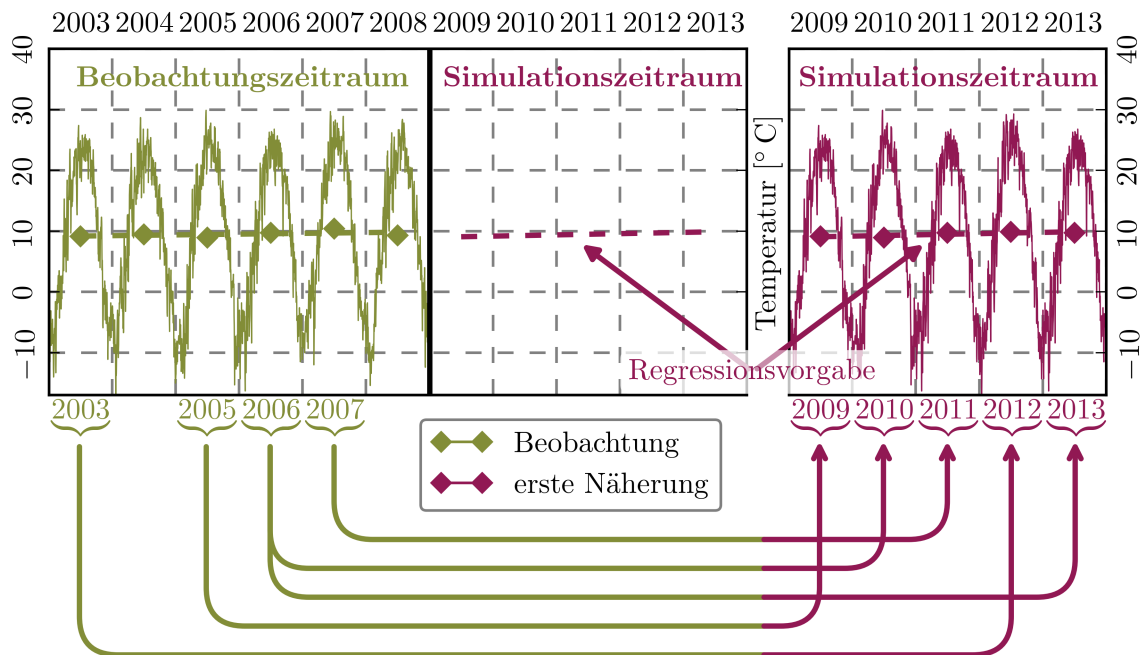


Abbildung 1.7.: Ablaufdiagramm des STARS-Algorithmus.

wie die Beobachtungszeitreihe besitzt. Abbildung 1.8 illustriert das Vorgehen. Konkret werden zufällig mehrere jahresweise Rekombinationen erstellt und diejenige weiter verarbeitet, welche den vorgegebenen linearen Verlauf am besten approximiert. Dabei wird darauf geachtet, dass das selbe Jahr nicht in zwei aufeinander folgenden Jahren gezogen wird. Eine Mehrfachziehung ist jedoch erlaubt. Die entstehende Zeitreihe stellt die erste Näherung der Neuordnung dar. Der Anstieg und die Verschiebungskonstante der linear regressierten ersten Näherung entspricht in den meisten Fällen noch nicht der Regressionsvorgabe, weshalb diese noch weiter angepasst werden muss. Hierfür wird die erste Näherung im Folgenden in gleichgroße, zeitlich disjunkte Blöcke von  $n_b$  Tagen zerlegt<sup>6</sup>. Die in Blöcke zerlegte erste Näherung ist Ausgangspunkt des zweiten Schritts (iterativen Ausbesserung). Bei diesem Schritt werden die Blöcke der ersten Näherung sukzessive gegen passende Blöcke der Beobachtungsreihe ausgetauscht.

<sup>6</sup>Die konkrete Wahl der Blocklänge geschieht durch den Anwender. Meist erfolgt diese anhand der maximalen Persistenz des Witterungsgeschehens in der jeweiligen Region. Für Deutschland wurde daher ein Wert von  $n_b = 12$  Tagen gewählt (Orlowsky, 2007).

## 1. Einleitung



**Abbildung 1.8.:** Die Bildung der ersten Näherung durch jahresweise Neuordnung der Beobachtungszeitreihe am Beispiel der Temperatur als charakteristische Variable. Durch die jahresweise Neuordnung der Beobachtungen wird die vorgegebene Regressionsgerade im Simulationszeitraum approximiert. Die Darstellung entstand in Anlehnung an Orłowski (2007).

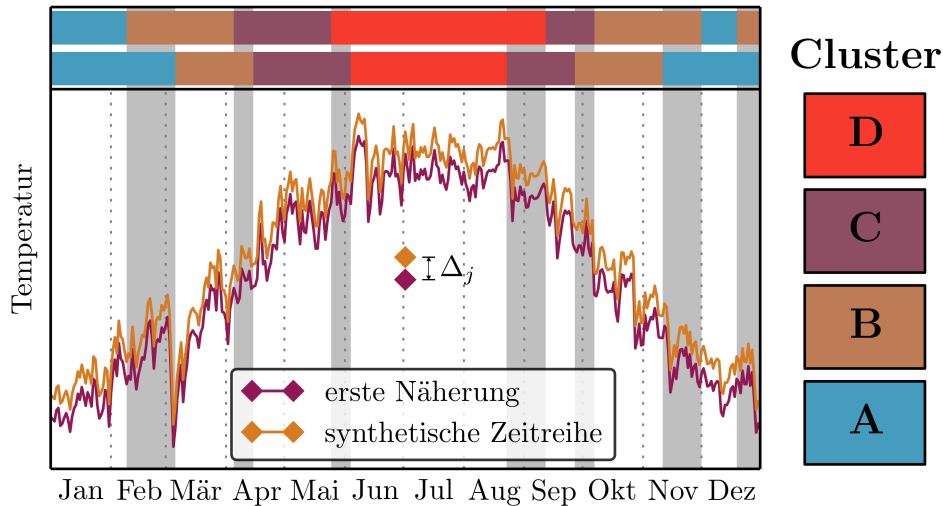
Ob ein Block ausgetauscht werden sollte, entscheidet sich anhand einer vorher durchgeführten Klassifizierung durch einen K-means Clusteralgorithmus<sup>7</sup> (Press et al., 2007).

Beim durchgeführten Blockaustausch wird jeder Block der ersten Näherung separat betrachtet und gegebenenfalls ausgewechselt. Um zu entscheiden, ob ein Block ausgewechselt werden sollte, wird eine synthetische Zeitreihe aus der ersten Näherung erzeugt. Diese wird nur für den Blockaustausch benötigt und ergibt sich durch jahresweises Anheben oder Absenken der ersten Näherung derart, dass Anstieg und Verschiebungskonstante der synthetischen Reihe die Regressionsvorgabe exakt erfüllen. Die synthetische Zeitreihe und die erste Näherung werden übereinander gelegt und die Clusterklassen der Blöcke verglichen (siehe Abbildung 1.9). Bei Gleichheit der Klassen wird der jeweilige Block der ersten Näherung beibehalten. Unterscheiden sich die Klassen, so sollte der Block ausgetauscht werden, wobei die synthetische Zeitreihe die Klasse zum Einwechseln angibt. Dieses Vorgehen gewährleistet eine Annäherung an die vorgegebenen Regressionsparameter.

Zur Einwechslung stehen in der Regel eine Vielzahl von Blöcken aus der Beobachtungszeitreihe (Einwechselkandidaten) zur Verfügung. Die Zahl wird jedoch weiter eingeschränkt, um die oben genannten sekundären Bedingungen zu erfüllen. Jeder Block muss neben der Klassenzugehörigkeit folgende Bedingungen erfüllen:

- Der Einwechselkandidat muss eine zeitliche Nähe innerhalb des Jahres zum auszuwechselnden Block aufweisen (Datumskriterium). Es sollte beispielsweise kein Block aus dem Dezember gegen einen Block aus dem Juli ausgetauscht werden. Auf diese Weise wird

<sup>7</sup>Wählt man die Temperatur als charakteristische Variable, so ergibt die Clusterzerlegung eine Einteilung der Blöcke in Klassen mit jeweils ähnlichem Temperaturverlauf innerhalb eines Blocks.



**Abbildung 1.9.:** Beispiel für die iterative Ausbesserung eines einzelnen Jahres. Zur Illustration wurde eine künstliche Zeitreihe mit der Temperatur als charakteristische Variable gewählt. Das obere Farbband gibt die Klassenzugehörigkeit der synthetischen Zeitreihe (verschobene erste Näherung) an. Diese wird für jeden Block mit der Klassenzugehörigkeit der Blöcke der ersten Näherung (unteres Farbband) verglichen. Die grauen Bereiche kennzeichnen Blöcke mit unterschiedlicher Klassenzugehörigkeit. Im Rahmen der iterativen Ausbesserung wird versucht, diese auszuwechseln. Analog zu Abbildung 1.11 kennzeichnet  $\Delta_j$  die konstante Temperaturverschiebung des betrachteten Jahres  $j$ . Die Darstellung entstand in Anlehnung an Orłowsky (2007).

ein konsistenter saisonale Verlauf gewahrt.

- Der Einwechsellkandidat sollte maximal zwei mal in der Simulationszeitreihe auftreten (Häufigkeitskriterium). Hierdurch wird vermieden die Variabilität, durch Mehrfachziehung eines Blocks, künstlich zu verfälschen.
- Der blockübergreifende zeitliche Verlauf sollte sich durch den Austausch des Blocks nicht signifikant ändern, bzw. dem natürlichen Verlauf innerhalb der Beobachtungszeitreihe ähneln (Übergangskriterium). Dieses Vorgehen führt zu einem realistischen Verlauf der Witterungsverhältnisse und kann damit der Verletzung der Erhaltungssätze entgegenwirken.

Aus allen Einwechsellkandidaten, die diese Bedingungen erfüllen, wird ein Block zufällig gewählt und an die entsprechende Stelle in der ersten Näherung gesetzt. Bei dieser Wahl ist jeder passende Einwechsellkandidat gleich wahrscheinlich.

Auf diese Weise wird sukzessive jeder Block geprüft und die gesamte Zeitreihe der ersten Näherung durchlaufen. Nach einem Durchlauf wird geprüft, ob die vorgegebenen Regressionsparameter (Anstieg und Verschiebungskonstante) erreicht sind. Ist dies nicht der Fall so wird der Blockaustausch iterativ wiederholt<sup>8</sup>. Dabei wird die Regressionsvorgabe bei jedem Durchlauf angepasst, um eine schnelle Konvergenz des Algorithmus zu gewährleisten. Das Ergebnis ist eine Rekombinations- oder Neuordnungsvorschrift analog zu Abbildung 1.10. Wendet man die Neuordnungsvorschrift auf die gesamte Beobachtungszeitreihe an, so erhält man

<sup>8</sup>Daher der Name „iterative Ausbesserung“.

## 1. Einleitung

...

10. Januar 1991 → 20. Januar 2020	20. Januar 1983 → 28. Januar 2020
11. Januar 1991 → 21. Januar 2020	21. Januar 1983 → 29. Januar 2020
12. Januar 1991 → 22. Januar 2020	22. Januar 1983 → 30. Januar 2020
13. Januar 1991 → 23. Januar 2020	23. Januar 1983 → 31. Januar 2020
09. Januar 1979 → 24. Januar 2020	27. Januar 1990 → 01. Februar 2020
10. Januar 1979 → 25. Januar 2020	28. Januar 1990 → 02. Februar 2020
11. Januar 1979 → 26. Januar 2020	29. Januar 1990 → 03. Februar 2020
12. Januar 1979 → 27. Januar 2020	30. Januar 1990 → 04. Februar 2020

...

**Abbildung 1.10.:** Beispiel einer Rekombinationsvorschrift für eine Blocklänge von 4 Tagen.

die entsprechenden Simulationszeitreihen der übrigen Variablen. Die Neuordnung erfolgt dabei simultan für alle Beobachtungen eines Tages. Analog kann man die Vorschrift auch auf benachbarte Stationen anwenden, um eine Simulationszeitreihe für ein räumlich ausgedehntes Gebiet zu erhalten.

### 1.4.2. Algorithmus

Im vorherigen Abschnitt wurde der STARS-Algorithmus grob beschrieben und die gewählte Vorgehensweise motiviert. Im Folgenden soll nun eine detaillierte Beschreibung erfolgen. Der Programmablauf von STARS kann allgemein in drei Schritte zerlegt werden:

1. Vorbereitung der Eingangsdaten,
2. Bestimmung der ersten Näherung und
3. Durchführung der iterativen Ausbesserung.

Punkt 1 beschäftigt sich unter anderem mit der Erzeugung der Einwechsellkandidaten und der Bestimmung der Clusterklassen anhand der Beobachtungszeitreihe. Punkt 2 und 3 behandeln die im vorherigen Abschnitt grob beschriebenen Abläufe zur Erzeugung der Rekombinationsvorschrift. Der im Folgenden aufgeführte Programmablauf bezieht sich stets auf eine einzelne Zeitreihe (eine Station oder Gitterzelle). Die Erweiterung des Algorithmus für mehrere Zeitreihen (mehrere Stationen oder Gitterzellen) wird im nachfolgenden Abschnitt diskutiert.

#### Vorbereitung der Eingangsdaten

Ausgangspunkt zur Erzeugung einer Simulationszeitreihe durch STARS ist eine Zeitreihe von meteorologischen Variablen mit täglicher Auflösung. Dies kann von Stationsbeobachtungen oder von einzelne Gitterzellen von Analysen, Reanalysen oder anderen Modellen stammen. In Anlehnung an die dynamische Regionalmodellierung wird der Eingangsdatensatz im Folgenden als Antrieb bezeichnet. In der Regel umfasst der Antrieb verschiedene Variablen, von denen eine als charakteristische Variable ausgewählt wird. Zur Bildung der Rekombinationsvorschrift

wird nur die Zeitreihe  $\mathbf{x}$  dieser Variablen verwendet:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{N_d} \end{pmatrix}. \quad (1.20)$$

Die Zeitreihe hat eine Gesamtlänge von  $N_d$  Tagen. Die daraus erzeugte Simulationszeitreihe  $\tilde{\mathbf{x}}$  soll eine Länge von  $N_{\tilde{d}}$  Tagen haben.

Zur Vorbereitung des späteren Blockaustauschs, wird aus dieser Beobachtungszeitreihe die Menge der Einwechselkandidaten  $\mathbf{B}$  bestimmt und diese mittels eines Clusteralgorithmus in verschiedene Klassen eingeteilt.  $\mathbf{B}$  umfasst chronologisch zusammenhängende Blöcke  $\mathbf{b}_i$  von  $\mathbf{x}$ . Um eine möglichst große Zahl an Einwechselkandidaten zu erhalten, wird die Beobachtungszeitreihe gleitend abgetastet:

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{N_d} \end{pmatrix} \rightarrow \mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{b}_{N_b} \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad \mathbf{b}_i = \begin{pmatrix} x_i \\ x_{i+1} \\ \vdots \\ x_{i+n_b-1} \end{pmatrix} := \begin{pmatrix} b_{i1} \\ b_{i2} \\ \vdots \\ b_{in_b} \end{pmatrix}. \quad (1.21)$$

Die einzelnen Blöcke haben eine Länge von  $n_b$  Tagen. Insgesamt ergeben sich auf diese Weise  $N_b = N_d - n_b + 1$  Blöcke als Einwechselkandidaten für den späteren Austausch. Die Position jedes Blocks kann in der Zeitreihe  $\mathbf{x}$  eindeutig, durch den ersten Tag  $i$  des Blocks, ermittelt werden. Die weiteren Tage des Blocks sind dann durch die Vorschrift (1.21) bestimmbar.

Jeder Block stellt einen Punkt in einem  $n_b$ -dimensionalen Raum dar. Da die Blöcke in sich chronologisch geordnete Zeitreihen sind, repräsentiert jeder Punkt einen bestimmten zeitlichen Verlauf der charakteristischen Variablen. Benachbarte Punkte besitzen einen ähnlichen zeitlichen Verlauf. Daher kann die Position der einzelnen Punkte im  $n_b$ -dimensionalen Raum als Klassifizierungsmerkmal der Ähnlichkeit der zeitlichen Verläufe der verschiedenen Blöcke genutzt werden. Im Folgenden wird ein K-means Clusteralgorithmus (Press et al., 2007) angewendet, um die Punktvolke aller  $N_b$  Blöcke in  $N_c$  zusammenhängende Regionen, den Clusterklassen  $C_i$ , zu zerlegen. Als Abstandsmaß wird dabei die euklidische Distanz der Punkte benutzt. Im Rahmen des iterativen K-means Clusteralgorithmus ist die finale Zerlegung erreicht, wenn sich die Klassenzuordnung der Punkte von einem Iterationsschritt zum nächsten nicht mehr ändert.

Anhand der Clusterzerlegung kann jeder Clusterklasse  $C_i$  ein Clusterzentrum  $\mathbf{c}_i$  zugeordnet werden:

$$\mathbf{c}_i = \begin{pmatrix} c_{i1} \\ c_{i2} \\ \vdots \\ c_{in_b} \end{pmatrix} = \frac{1}{N_{C_i}} \sum_{j \in C_i} \mathbf{b}_j, \quad \text{mit } i = 1 \dots N_c. \quad (1.22)$$

Wobei  $N_{C_i}$  die Anzahl der Blöcke  $\mathbf{b}_j$  in der Clusterklasse  $C_i$  ist. Anhand der Clusterzentren kann jeder im späteren Verlauf gebildete Block einer Klasse zugeordnet werden, indem man das Zentrum mit der geringsten euklidischen Distanz bestimmt:

$$\mathbf{b}_j \rightarrow \mathbf{c}_i : \sqrt{\sum_{k=1}^{n_b} (b_{jk} - c_{ik})^2} \leq \sqrt{\sum_{k=1}^{n_b} (b_{jk} - c_{lk})^2} ; \quad \forall l \in \{1, 2, \dots, N_c\}. \quad (1.23)$$

## 1. Einleitung

Neben der Zeitreihe der charakteristischen Variablen wird noch die Vorgabe der Regressionsparameter mit einer entsprechenden Toleranz  $\epsilon$  benötigt. Die beiden Parameter der linearen Regression werden STARS als Tupel des zu erreichenden regressierten Jahresmittelwertes des ersten und des letzten Simulationsjahres übergeben:

$$\begin{pmatrix} \bar{\mathbf{y}}_1^* \\ \bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^* \end{pmatrix}. \quad (1.24)$$

Dabei definiert  $N_{\bar{y}}$  die Anzahl der Jahre der Simulation. Diese Darstellung ist äquivalent zur üblichen Darstellung einer linearen Funktion durch Anstieg und Verschiebungskonstante. Die Regressionsgerade bezieht sich stets auf die Zeitreihe der Jahresmittel. Das erste und letzte Jahr der linear regressierten Simulationszeitreihe wird im Verlauf des Algorithmus mit den Vorgaben (1.24) verglichen. Die gesuchte Rekombinationsvorschrift ist gefunden, wenn beide Jahre innerhalb der Toleranz  $\epsilon$  um die Vorgabe liegen.

### Bestimmung der ersten Näherung

Im Folgenden soll die Bestimmung der ersten Näherung im Mittelpunkt stehen. Ziel ist es, eine möglichst gute Ausgangsbasis für den nachfolgenden Austausch der Blöcke (iterative Ausbesserung) zu erhalten.

Es wird vorausgesetzt, dass die Beobachtungszeitreihe  $\mathbf{x}$  vollständige Jahre enthält, so dass man diese in  $N_y$  Segmente von vollständigen Jahren zerlegen kann:

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{N_d} \end{pmatrix} \rightarrow \mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{N_y} \end{pmatrix}. \quad (1.25)$$

Die einzelnen Jahre  $\mathbf{y}_i$  können dabei durch einen Schalttag unterschiedlich lang sein. Da sich die Regressionsvorgabe auf die Jahresmittel bezieht, reicht es die Zeitreihe der Jahresmittel  $\bar{\mathbf{Y}}$  zu betrachten:

$$\bar{\mathbf{Y}} = \begin{pmatrix} \bar{\mathbf{y}}_1 \\ \bar{\mathbf{y}}_2 \\ \vdots \\ \bar{\mathbf{y}}_{N_y} \end{pmatrix}. \quad (1.26)$$

Der Rechenaufwand für eine zufällige Neuordnung von  $\bar{\mathbf{Y}}$  ist, verglichen mit der iterativen Ausbesserung, gering, so dass eine große Anzahl von jahresweisen Rekombinationen ( $N_{\text{fa}} \approx 50000$ ) erzeugt werden kann:

$$\begin{pmatrix} \bar{\mathbf{y}}_1 \\ \bar{\mathbf{y}}_2 \\ \vdots \\ \bar{\mathbf{y}}_{N_y} \end{pmatrix} = \bar{\mathbf{Y}} \xrightarrow[\text{Neuordnung}]{\bar{\mathbf{y}}_k \rightarrow \bar{\mathbf{y}}'_l} \bar{\mathbf{Y}}' = \begin{pmatrix} \bar{\mathbf{y}}'_1 \\ \bar{\mathbf{y}}'_2 \\ \vdots \\ \bar{\mathbf{y}}'_{N_{\bar{y}}} \end{pmatrix}. \quad (1.27)$$

Um die interannuläre Variabilität zu bewahren, wird bei der Neuordnung darauf geachtet, dass das gleiche Beobachtungsjahr nicht in zwei aufeinander folgenden Jahren der ersten Näherung gezogen wird.  $[\bar{\mathbf{Y}}']_i$  bezeichnet im Folgenden die Zeitreihe der Jahresmittel der  $i$ -ten Neuordnung.

Aus allen  $N_{\text{fa}}$  Neuordnungen muss nun diejenige ausgewählt werden, welche die bestmögliche Ausgangsbasis für die nachfolgende iterative Ausbesserung darstellt. In Anlehnung an die, im vorherigen Abschnitt aufgezählten, Bedingungen erscheinen dafür folgende zwei Kriterien als sinnvoll:

- Erfüllung der vorgegebenen Regressionsparameter und
- Wahrung der natürlichen interannulären Variabilität der Beobachtungszeitreihe.

Um diejenige Realisierung zu identifizieren, welche beide Kriterien bestmöglich erfüllt, wird für jede der  $N_{\text{fa}}$  Neuordnungen  $[\bar{\mathbf{Y}}']_i$  folgender Differenzenvektor berechnet:

$$[\mathbf{d}]_i = \begin{pmatrix} |[\hat{m}' ]_i - \hat{m}^*| \\ |[\bar{\mathbf{Y}}']_i - \bar{\mathbf{Y}}^*| \\ |[\tilde{s}']_i - [\tilde{s}]_O| \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \end{bmatrix}_i \quad \text{mit } i = 1 \dots N_{\text{fa}} . \quad (1.28)$$

Hierbei ist  $[\hat{m}' ]_i$  der lineare Trend,  $[\bar{\mathbf{Y}}']_i$  das Gesamtmittel und  $[\tilde{s}']_i$  die trendbereinigte korrigierte Stichprobenstandardabweichung der Zeitreihe  $[\mathbf{Y}']_i$  der  $i$ -ten Realisierung<sup>9</sup>. Analog sind  $\hat{m}^*$  und  $\bar{\mathbf{Y}}^*$  die (nach der Regressionsvorgabe) angestrebten Werte für den Trend und das Gesamtmittel. Sie ergeben sich folgendermaßen aus der Vorgabe (1.24):

$$\bar{\mathbf{Y}}^* = \frac{1}{2} (\bar{\mathbf{y}}_1^* + \bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^*) , \quad (1.29)$$

$$\hat{m}^* = \frac{1}{N_{\bar{y}} - 1} (\bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^* - \bar{\mathbf{y}}_1^*) . \quad (1.30)$$

Die Elemente  $d_1$  und  $d_2$  repräsentieren demnach die Abweichung von der Regressionsvorgabe. Die trendbereinigte Standardabweichung  $[\tilde{s}]_O$  wird anhand der Jahresmittel  $\bar{\mathbf{Y}}$  der Beobachtungen ermittelt. Somit repräsentiert das Element  $d_3$  die Abweichung der natürlichen Variabilität der jeweiligen Realisierung von den Beobachtungen (siehe Abschnitt 2.1.2).

Der Differenzvektor  $\mathbf{d}$  erlaubt eine Quantifizierung der zufällig erzeugten Realisierungen nach den oben genannten Kriterien. Von diesen  $N_{\text{fa}}$  Realisierungen soll nun diejenige als erste Näherung ausgewählt werden, welche im Mittel die geringste Differenz besitzt. Um eine Vergleichbarkeit der drei unterschiedlichen Elemente von  $\mathbf{d}$  herzustellen, wird dieser folgendermaßen normiert:

$$[d_j]_i \rightarrow \frac{[d_j]_i - \min_i [d_j]_i}{\max_i [d_j]_i - \min_i [d_j]_i} \quad \text{mit } i = 1 \dots N_{\text{fa}} . \quad (1.31)$$

Die auszuwählende Realisierung soll folgende Bedingung erfüllen:

$$\min_i \left( \frac{1}{3} \sum_{j=1}^3 [d_j]_i \right) \quad \text{mit } i = 1 \dots N_e . \quad (1.32)$$

Nach der Identifikation der ersten Näherung kann die ermittelte jahresweise Neuordnung (1.27) auf die Tageswerte übertragen werden. Die hierdurch entstehende Zeitreihe wird im Folgenden mit  $\mathbf{x}'$  oder  $\mathbf{Y}'$  bezeichnet.

<sup>9</sup>Für eine genaue Definition der Ausdrücke sei hier auf Abschnitt 2.1.2 verwiesen

### Durchführung der iterativen Ausbesserung

In den meisten Fällen erfüllt die erste Näherung nicht die Regressionsvorgabe (1.24) innerhalb der Toleranz  $\epsilon$ . Aus diesem Grund wird eine Anpassung der Zeitreihe, durch den Austausch einzelner Blöcke, durchgeführt. Als Einwechselkandidaten dienen die Blöcke der Beobachtungsreihe  $\mathbf{b}_i$ .

Nachdem die erste Näherung auf die täglich aufgelöste Zeitreihe übertragen wurde ( $\mathbf{x}'$ ), wird diese folgendermaßen in Blöcke zerlegt:

$$\mathbf{x}' = \begin{pmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ \vdots \\ x'_{N_{b'} \cdot n_b} \end{pmatrix} \rightarrow \mathbf{B}' = \begin{pmatrix} \mathbf{b}'_1 \\ \mathbf{b}'_2 \\ \vdots \\ \mathbf{b}'_{N_{b'}} \end{pmatrix} \text{ mit } \mathbf{b}'_i = \begin{pmatrix} x'_{(i-1)n_b+1} \\ x'_{(i-1)n_b+2} \\ \vdots \\ x'_{in_b} \end{pmatrix} := \begin{pmatrix} b'_{i1} \\ b'_{i2} \\ \vdots \\ b'_{in_b} \end{pmatrix}. \quad (1.33)$$

Im Gegensatz zur Blockzerlegung der Beobachtungen  $\mathbf{b}_i$  (siehe Gleichung (1.21)) sind die Blöcke  $\mathbf{b}'_i$  zeitlich disjunkt. Da in den meisten Fällen die gesamte Simulationszeitreihe der Länge  $N_{\bar{d}}$  nicht vollständig mit disjunkten Blöcken überdeckt werden kann<sup>10</sup>, wird  $\mathbf{x}'$  künstlich auf die Länge  $N_{b'} \cdot n_b$  erweitert. Wobei sich die erweiterte Anzahl der Blöcke  $N_{b'}$  durch

$$N_{b'} = \begin{cases} \frac{N_{\bar{d}}}{n_b}, & \text{wenn } N_{\bar{d}} \text{ durch } n_b \text{ teilbar} \\ \left\lfloor \frac{N_{\bar{d}}}{n_b} \right\rfloor + 1, & \text{sonst} \end{cases}, \quad (1.34)$$

ergibt. Als Tageswerte für die Erweiterung dienen die Werte aus dem Beginn des letzten Jahres der ersten Näherung. Die ergänzten Tage werden nominal dem letzten Jahr der Zeitreihe  $\mathbf{x}'$  zugeschrieben, so dass sich die Anzahl der Simulationsjahre  $N_{\bar{y}}$  nicht ändert. Sie werden nur für den Blockaustausch benötigt und aus der finalen Simulationsreihe entfernt. Darüber hinaus wird die Erweiterung bei den wesentlichen Berechnungen, wie der Bestimmung von Jahresmitteln oder der Regressionsparameter, nicht berücksichtigt. Die Blöcke  $\mathbf{b}'_i$  werden im Anschluss, durch die zuvor bestimmten Clusterzentren  $\mathbf{c}_i$  nach Gleichung (1.23), einzelnen Clusterklassen zugeordnet.

Zur Identifizierung der auszutauschenden Blöcke wird nun aus der ersten Näherung  $\mathbf{x}'$  die synthetische Zeitreihe  $\mathbf{x}^s$  erstellt. Abbildung 1.11 illustriert das Vorgehen zum Bilden der synthetischen Zeitreihe. Sie ergibt sich durch systematisches Anheben oder Absenken der einzelnen Jahre der ersten Näherung folgendermaßen:

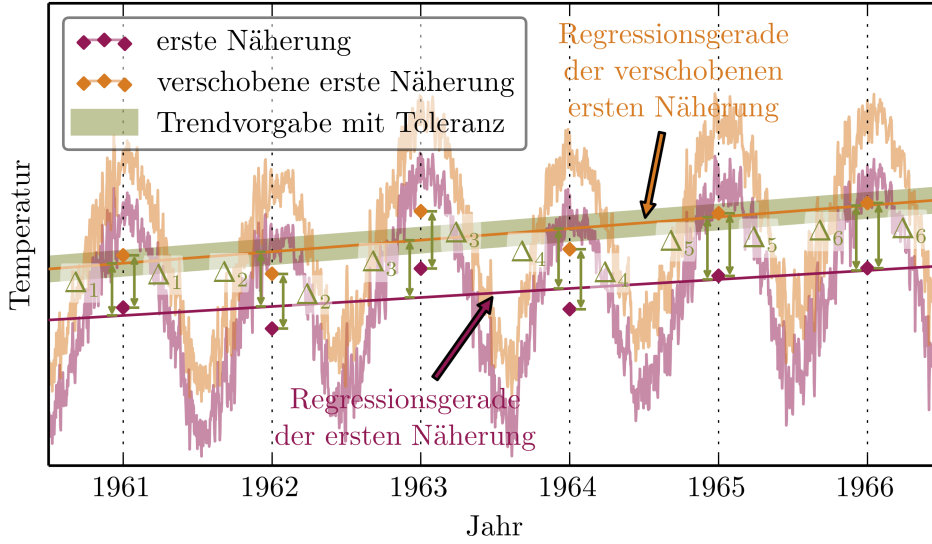
$$\mathbf{Y}^s = \mathbf{Y}' + \Delta = \begin{pmatrix} \mathbf{y}'_1 + \Delta_1 \\ \mathbf{y}'_2 + \Delta_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}'_{N_{\bar{y}}} + \Delta_{N_{\bar{y}}} \end{pmatrix} \rightarrow \mathbf{x}^s, \quad (1.35)$$

$$\Delta_j = (\hat{m}^* - \hat{m}') \cdot (j - 1) + \bar{\mathbf{y}}_1^* - \hat{c}'. \quad (1.36)$$

Hierbei sind  $\hat{m}'$  und  $\hat{c}'$  der Anstieg und die Verschiebungskonstante einer linearen Regression der Zeitreihe  $\mathbf{Y}'$ . Jeder Tageswert der ersten Näherung muss um den Betrag  $\Delta_j$  verschoben werden, wobei für jedes Jahr  $j$  eine separate Verschiebung definiert ist. Durch diese Konstruktion erhält die synthetische Zeitreihe  $\mathbf{x}^s$  bzw.  $\bar{\mathbf{Y}}^s$  die Regressionsparameter (Anstieg und Verschiebungskonstante) der Vorgabe.

<sup>10</sup>Dafür müsste  $n_b$  ein Teiler von  $N_{\bar{d}}$  sein.





**Abbildung 1.11.:** Illustration zur Erstellung der synthetischen Zeitreihe aus der ersten Näherung durch Verschieben der einzelnen Jahre um  $\Delta_j$ . Zu Illustrationszwecken wurde eine künstliche Zeitreihe mit der Temperatur als charakteristische Variable gewählt. Die Darstellung entstand in Anlehnung an Orłowsky (2007).

Analog zu (1.33) wird auch die synthetische Zeitreihe in  $N_{b'}$  zeitliche disjunkte Blöcke  $\mathbf{b}_i^s$  zerlegt und diese den verschiedenen Clusterklassen zugeordnet. Nun kann sukzessive jeder Block der ersten Näherung  $\mathbf{b}_j'$  mit dem chronologisch äquivalenten Block der synthetischen Reihe  $\mathbf{b}_j^s$  verglichen werden. Besitzen beide Blöcke die gleiche Clusterklasse, so wird der Block beibehalten. Unterscheiden sich jedoch die Clusterklassen, so sollte der Block der ersten Näherung ausgetauscht werden. Als Einwechsellkandidaten dienen die Blöcke  $\mathbf{b}_i$  der Beobachtungszeitreihe. In der Regel stehen eine Vielzahl von Einwechsellkandidaten zur Verfügung. Daher wird die Menge unter Berücksichtigung von vier Auswahlkriterien weiter eingeschränkt.

Als **erstes** Kriterium muss der Einwechsellkandidat die gleiche Clusterklasse besitzen, wie der entsprechende Block der synthetischen Reihe  $\mathbf{b}_j^s$ :

$$\left. \begin{array}{l} \mathbf{b}_j^s \rightarrow \mathbf{c}_n \\ \mathbf{b}_i \rightarrow \mathbf{c}_m \end{array} \right\} \mathbf{b}_i \text{ möglicher Einwechsellkandidat für } \mathbf{b}_j' \Leftrightarrow \mathbf{c}_m = \mathbf{c}_n . \quad (1.37)$$

Dies führt zu einer Annäherung an die Regressionsvorgabe, da (durch die Konstruktion der synthetischen Reihe) mit dem Block  $\mathbf{b}_i$  ein anderes Temperaturniveau assoziiert ist.

Als **zweites** Kriterium sollte der Einwechsellkandidat maximal zweimal in der endgültigen Simulationsreihe vorkommen. Das einmalige Verwenden eines Blocks wird dabei stets dem zweimaligen Verwenden vorgezogen. Hierdurch wird eine künstliche Verringerung der Variabilität der Simulationsreihe vermieden.

Als **dritte** Einschränkung sollten nur Einwechsellkandidaten gewählt werden, die im Jahresverlauf innerhalb einer bestimmten zeitlichen Toleranz  $\mathcal{T}_{\text{Tol}}$  um den auszuwechselnden Block

## 1. Einleitung

$\mathbf{b}'_j$  liegen:

$$\begin{aligned} & \mathbf{b}_i \text{ möglicher Einwechselkandidat für } \mathbf{b}'_j & (1.38) \\ \Leftrightarrow & \mathcal{T}_j - \mathcal{T}_{\text{Tol}} \leq i \pm n \cdot 365(366) \leq \mathcal{T}_j + \mathcal{T}_{\text{Tol}} , \\ & \text{mit } \mathcal{T}_j = (j-1)n_b + 1 \text{ und } n \in \mathbb{N} . \end{aligned}$$

Dieses Vorgehen bewirkt, dass der natürliche Jahresgang der Beobachtungszeitreihe durch die Neuordnung nicht gestört wird. So sollte beispielsweise kein Kandidatenblock aus dem Winter in den Sommer gesetzt werden. Für die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführten Simulationen wurde eine Datumstoleranz  $\mathcal{T}_{\text{Tol}}$  von 20 Tagen gewählt. Diese kann jedoch intern auf bis zu 40 Tage erweitert werden, falls kein Einwechselkandidat innerhalb der Toleranz gefunden wird. Das **vierte** Kriterium betrifft den blockübergreifenden zeitlichen Verlauf. Durch den Austausch des Blockes sollte dieser Verlauf eine möglichst hohe Ähnlichkeit zum blockübergreifenden zeitlichen Verlauf in den Beobachtungen haben. Hierfür werden die Nachbarblöcke  $\mathbf{b}'_{j-1}$  und  $\mathbf{b}'_{j+1}$  bzw. deren Übergänge zu den verschiedenen Einwechselkandidaten betrachtet. Beide Blöcke lassen sich in der Beobachtungszeitreihe wiederfinden und damit deren reale Vorgänger und Nachfolger in den Beobachtungen ermitteln:

$$\begin{aligned} \text{Vorgänger : } & \mathbf{b}'_{j-1} = \mathbf{b}_v \xrightarrow{\text{Nachfolger}} \mathbf{b}_{v+n_b} , \\ \text{Nachfolger : } & \mathbf{b}'_{j+1} = \mathbf{b}_n \xrightarrow{\text{Vorgänger}} \mathbf{b}_{n-n_b} . \end{aligned}$$

Der Übergang von  $\mathbf{b}_v$  nach  $\mathbf{b}_{v+n_b}$  und von  $\mathbf{b}_{n-n_b}$  nach  $\mathbf{b}_n$  entspricht dem realen (beobachteten) Verlauf. Um durch die Einwechslung des Kandidaten  $\mathbf{b}_i$  zwischen  $\mathbf{b}'_{j-1}$  und  $\mathbf{b}'_{j+1}$  einen ähnlichen zeitlichen Verlauf zu erhalten, sollte sich  $\mathbf{b}_i$  ähnlich in die Zeitreihe einbetten wie  $\mathbf{b}_{v+n_b}$  zu  $\mathbf{b}_v$  und  $\mathbf{b}_{n-n_b}$  zu  $\mathbf{b}_n$ . Wie in Abbildung 1.12 gezeigt, werden zu diesem Zweck die sogenannten Übergangsböcke bestimmt:

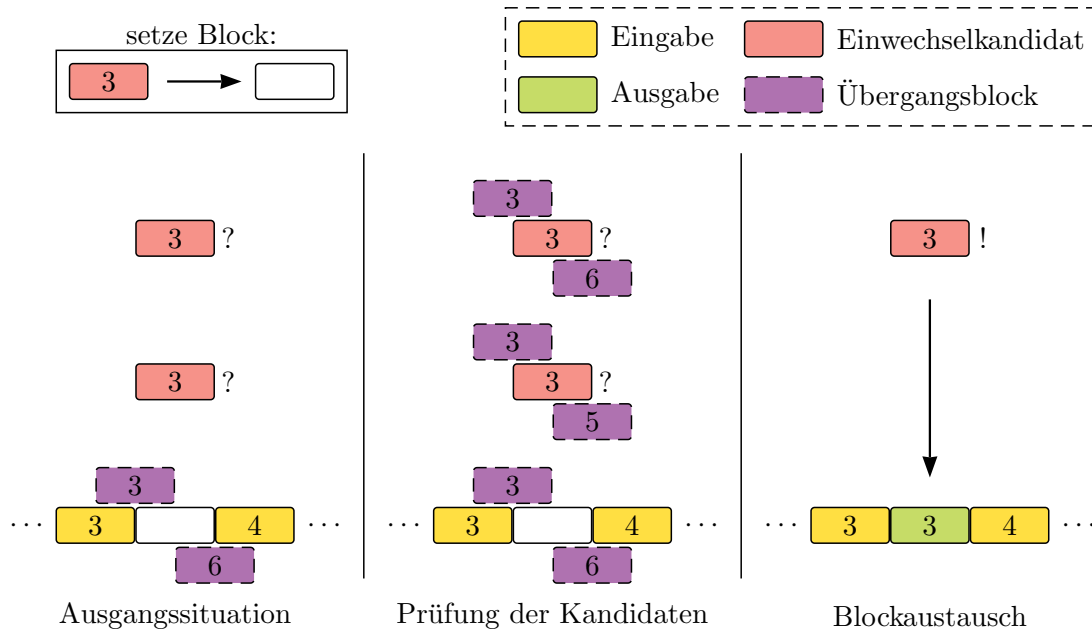
$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{b}_v \mathbf{b}_{v+n_b}} &= (x_{v+\lfloor n_b/2 \rfloor}, \dots, x_{v+n_b}, \dots, x_{v+n_b+\lfloor n_b/2 \rfloor-1}) \\ \widehat{\mathbf{b}_{n-n_b} \mathbf{b}_n} &= (x_{n-n_b+\lfloor n_b/2 \rfloor}, \dots, x_n, \dots, x_{n+\lfloor n_b/2 \rfloor-1}) \\ \widehat{\mathbf{b}_v \mathbf{b}_i} &= (x_{v+\lfloor n_b/2 \rfloor}, \dots, x_{v+n_b-1}, x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+\lfloor n_b/2 \rfloor-1}) \\ \widehat{\mathbf{b}_i \mathbf{b}_n} &= (x_{i+\lfloor n_b/2 \rfloor}, \dots, x_{i+n_b-1}, x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+\lfloor n_b/2 \rfloor-1}) \end{aligned}$$

Für die so gebildeten Übergangsböcke lassen sich die Clusterklassen nach der Vorschrift (1.23) ermitteln. Der Block  $\mathbf{b}_i$  ist ein möglicher Einwechselkandidat, wenn folgende Klassenzugehörigkeiten erfüllt sind:

$$\left. \begin{aligned} \widehat{\mathbf{b}_v \mathbf{b}_{v+n_b}} &\rightarrow \mathbf{c}_m & \text{und} & \widehat{\mathbf{b}_v \mathbf{b}_i} &\rightarrow \mathbf{c}_k \\ \widehat{\mathbf{b}_{n-n_b} \mathbf{b}_n} &\rightarrow \mathbf{c}_l & \text{und} & \widehat{\mathbf{b}_i \mathbf{b}_n} &\rightarrow \mathbf{c}_r \end{aligned} \right\} \begin{aligned} & \mathbf{b}_i \text{ möglicher Einwechselkandidat} \\ & \text{für } \mathbf{b}'_j \Leftrightarrow \begin{cases} \mathbf{c}_m = \mathbf{c}_k \\ \mathbf{c}_l = \mathbf{c}_r \end{cases} \end{aligned} \quad (1.39)$$

Mit anderen Worten der Einwechselkandidat so gewählt werden, dass aus Sicht der Nachbarn  $\mathbf{b}'_{j-1}$  und  $\mathbf{b}'_{j+1}$ , der blockübergreifende zeitliche Verlauf ähnlich dem Verlauf in der Beobachtungsreihe ist. Da der letzte Block der gesamten Simulationsreihe  $\mathbf{b}'_{N_{b'}}$  keinen Nachbarn  $\mathbf{b}'_{N_{b'}+1}$  besitzt, wird in diesem Fall der Block  $\mathbf{b}'_{N_{b'}}$  selber als künstlicher Nachbar betrachtet. Analog wird beim ersten Block  $\mathbf{b}'_1$  verfahren.

Durch die vier beschriebenen Kriterien wird die Anzahl der möglichen Einwechselkandidaten eingeschränkt. Aus der Menge der Kandidaten, welche alle Kriterien erfüllen, wird im Folgenden ein Block zufällig ausgewählt und der entsprechende Block der ersten Näherung ersetzt.



**Abbildung 1.12.:** Beispielhafte Bestimmung eines zulässigen Blocks zum Einwechseln durch Vergleich der Übergangsböcke. Es soll ein Block der Clusterklasse 3 eingewechselt werden. Hierfür stehen zwei mögliche Böcke als Einwechsellkandidaten zur Auswahl (Ausgangssituation). Welcher der beiden Böcke gewählt wird, ergibt sich aus einem Vergleich mit den Übergangsböcken der direkten Nachbarn (gelb). In der Beobachtungsreihe gehören die Übergangsböcke zu den Klassen 3 und 6 (lila). Von beiden möglichen Einwechsellkandidaten wird nur derjenige gewählt, dessen Übergangsböcke in der finalen Zeitreihe die gleichen Clusterklassen besitzen, wie in der Ausgangssituation. Die Darstellung entstand in Anlehnung an Orlowsky (2007).

Auf diese Weise wird sukzessive jeder Block  $\mathbf{b}'_j$  betrachtet und wenn nötig, ausgetauscht. Dabei werden die Böcke jedoch nicht in chronologischer sondern in zufälliger Reihenfolge abgearbeitet, da eine chronologische Abarbeitung, aufgrund der zweimaligen Nutzungsbeschränkung der Böcke, zu einer systematischen Verzerrung führen kann<sup>11</sup>. Das Nachbarkriterium (1.39) wird nur auf die Böcke angewandt, deren Nachbarn bereits betrachtet wurden. Erfüllt keiner der Einwechsellkandidaten die notwendigen Kriterien, so wird der entsprechende Block beibehalten und nicht ausgetauscht.

Nach dem Abarbeiten jedes Blocks der ersten Näherung ergibt sich eine neue Zeitreihe  $\mathbf{x}''$  durch entfernen der hinzugefügten Tage:

$$\begin{pmatrix} x''_1 \\ x''_2 \\ \vdots \\ x''_{N_{\bar{b}} \cdot n_b} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} x''_1 \\ x''_2 \\ \vdots \\ x''_{N_{\bar{d}}} \\ x''_{N_{\bar{d}}+1} \\ \vdots \\ x''_{N_{\bar{b}} \cdot n_b} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x''_1 \\ x''_2 \\ \vdots \\ x''_{N_{\bar{d}}} \end{pmatrix} = \mathbf{x}'' . \quad (1.40)$$

<sup>11</sup>In diesem Fall besteht die Gefahr darin, dass nur im vorderen Teil der Zeitreihe  $\mathbf{x}'$  ein Blockaustausch durchgeführt wird, während die Nutzungsbeschränkung einen Austausch im hinteren Teil verhindert.

## 1. Einleitung

Im Anschluss wird überprüft, ob die Reihe  $\mathbf{x}''$  die Regressionsvorgabe erfüllt. Dazu wird mittels einer lineare Regression (siehe Abschnitt 2.1.2) der Anstieg  $\hat{m}''$  und die Verschiebungskonstante  $\hat{c}''$  der Jahresmittel  $\bar{\mathbf{Y}}''$  ermittelt. Die Regressionsgerade sollte innerhalb der Toleranz  $\epsilon$  um die Vorgabe liegen:

$$|\bar{\mathbf{y}}_1^* - \hat{c}''| \leq \epsilon \quad (1.41)$$

$$|\bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^* - \hat{m}'' \cdot (N_{\bar{y}} - 1) - \hat{c}''| \leq \epsilon \quad (1.42)$$

$$|(m^* - \hat{m}'') \cdot (N_{\bar{y}} - 1)| \leq \epsilon. \quad (1.43)$$

Wird eine dieser Bedingungen nicht erfüllt, so muss die iterative Ausbesserung ausgehend von  $\mathbf{x}''$  (anstelle von  $\mathbf{x}'$ ) wiederholt werden. Dabei wird zusätzlich die Trendvorgabe folgendermaßen verstärkt:

$$\begin{pmatrix} \bar{\mathbf{y}}_1^* \\ \bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^* \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{Verstärkung}} \begin{pmatrix} \bar{\mathbf{y}}_1^{\text{alt}} + (\bar{\mathbf{y}}_1^* - \hat{c}'') \\ \bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^{\text{alt}} + (\bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^* - \hat{m}'' \cdot (N_{\bar{y}} - 1) - \hat{c}'') \end{pmatrix}. \quad (1.44)$$

$\bar{\mathbf{y}}_1^{\text{alt}}$  und  $\bar{\mathbf{y}}_{N_{\bar{y}}}^{\text{alt}}$  beschreiben die Trendvorgabe der vorherigen Iteration. Durch die Verstärkung ist es möglich Blöcke auszutauschen, die vorher nicht ausgetauscht werden mussten.

Auf diese Weise sollte der Algorithmus gegen eine Zeitreihe  $\tilde{\mathbf{x}}$  konvergieren, welche die Regressionsvorgabe innerhalb der Toleranz  $\epsilon$  erfüllt. Die damit assoziierte Neuordnung entspricht der gesuchten Neuordnungsvorschrift. Aufgrund der endlichen Menge von Jahren und Blöcken ist die Anzahl der möglichen Neuordnungen kombinatorisch begrenzt. Daher ist es nicht zwingend vorausgesetzt, dass die gesuchte Neuordnung existiert. In einem solchen Fall bricht der Algorithmus nach einer endlichen Anzahl von Versuchen ab<sup>12</sup>.

Durch die zufällige Auswahl der Jahre und Blöcke bei der Erzeugung der ersten Näherung und der iterativen Ausbesserung besitzt auch die finale Simulationsreihe eine Zufallskomponente. Ein wesentliches Werkzeug zur Begrenzung der Zufallskomponente ist die Toleranz  $\epsilon$ . Durch sie wird nicht nur bestimmt, wie genau die Regressionsvorgabe erfüllt werden soll, sondern auch die Menge der kombinatorischen Möglichkeiten zur Neuordnung eingeschränkt. Aufgrund der Zufallskomponente kann ein Ensemble von Rekombinationsvorschriften erzeugt werden, die alle innerhalb der  $\epsilon$ -Toleranz um die Regressionsvorgabe liegen. Somit hat die Toleranz direkten Einfluss auf die Schwankungsbreite des Ensembles.

### 1.4.3. Erweiterung des Algorithmus im Fall räumlich verteilter Daten

Der zuvor beschriebene Algorithmus bezieht sich stets auf eine einzelne Zeitreihe. Dies entspricht der Simulation einer Beobachtungsstation oder Gitterzelle. Im Folgenden soll die Erweiterung des Algorithmus für räumlich verteilte Daten (Mehrstationenfall) behandelt werden. In diesem Fall wird eine einzelne Neuordnungsvorschrift gesucht, welche die Regressionsvorgabe für alle betrachteten Stationen erfüllt. Auf diese Weise soll versucht werden, die zeitliche Korrelation zwischen den Stationen zu bewahren. Die Schwierigkeit bei mehreren Stationen besteht nun darin, dass jede Station prinzipiell eine unterschiedliche Regressionsvorgabe besitzen kann, was einem räumlich differenzierten Änderungssignal entspricht. Hierdurch wird die Menge der möglichen Neuordnungen, welche diese komplexere Regressionsvorgabe erfüllen, eingeschränkt. Je mehr Stationen mit unterschiedlichen Regressionsvorgaben betrachtet

<sup>12</sup>Konkret werden 100 Durchläufe für die iterative Ausbesserung durchgeführt. Falls keine Neuordnung gefunden wurde, wird eine neue erste Näherung ermittelt. Die Suche kann bis zu 20 mal wiederholt werden, bevor der Algorithmus endgültig abbricht.

werden, desto stärker ist diese Einschränkung. Daher wird ab einer gewissen Anzahl von Stationen eine Vorauswahl von  $N_{\text{Ref}}$  einzelnen Stationen für die Modellierung getroffen<sup>13</sup> (Orlowsky, 2007). Diese sollten repräsentativ für eine Unterregion sein und werden daher im Folgenden als Referenzstationen bezeichnet. Was konkret als „repräsentativ“ zu verstehen ist, hängt von der Fragestellung und der Region selbst ab.

In der vorliegenden Arbeit wird die Auswahl anhand einer klimatischen Klassifizierung der Stationen durchgeführt. Jeder Station  $j$  wird ein Vektor  $\mathbf{S}(j)$  aus 6 klimatischen Kennwerten zugeordnet:

$$\mathbf{S}(j) = \begin{pmatrix} [\bar{T}_{\text{mit}}]^{\text{total}}(j) \\ [s_{T_{\text{mit}}}]^{\text{total}}(j) \\ [\bar{T}_{\text{mit}}]^{(2/2)}(j) - [\bar{T}_{\text{mit}}]^{(1/2)}(j) \\ [\bar{N}]^{\text{total}}(j) \\ [s_N]^{\text{total}}(j) \\ [\bar{N}]^{(2/2)}(j) - [\bar{N}]^{(1/2)}(j) \end{pmatrix}. \quad (1.45)$$

$\mathbf{S}(j)$  setzt sich zusammen aus dem Tagesmittel der Temperatur und der Tagessumme des Niederschlags über den gesamten Zeitraum  $[\bar{T}_{\text{mit}}]^{\text{total}}$  und  $[\bar{N}]^{\text{total}}$ , deren Standardabweichung  $[s_{T_{\text{mit}}}]^{\text{total}}$  und  $[s_N]^{\text{total}}$  sowie der Differenz der Mittelwerte der ersten und der zweiten Hälfte der Beobachtungszeitreihe. Jeder Station wird somit ein Punkt in einem 6-dimensionalen Raum zugeordnet, welcher den mittleren Zustand, die Schwankung und die zeitliche Änderung des Klimas der Station anhand der Temperatur und des Niederschlags charakterisiert. Die saisonale Charakteristik der einzelnen Stationen wird nicht berücksichtigt.

Für die Auswahl der  $N_{\text{Ref}}$  Referenzstationen wird im Folgenden der K-means Clusteralgorithmus auf die resultierende Punktwolke angewendet. Analog zur Clusterzerlegung der Blöcke kann für jede Region (Clusterklasse) das Clusterzentrum  $\mathbf{c}_i^{\text{Ref}}$  ermittelt werden:

$$\mathbf{c}_i^{\text{Ref}} = \frac{1}{N_{C_i^{\text{Ref}}}} \sum_{j \in C_i^{\text{Ref}}} \mathbf{S}(j), \text{ mit } i = 1 \dots N_{\text{Ref}}. \quad (1.46)$$

Dabei ist  $N_{C_i^{\text{Ref}}}$  die Anzahl der Stationen in Clusterklasse  $C_i^{\text{Ref}}$  mit Clusterzentrum  $\mathbf{c}_i^{\text{Ref}}$ . Die Referenzstation jeder Region ergibt sich im Folgenden als diejenige Station  $k$ , deren Vektor  $\mathbf{S}(k)$  die geringste euklidische Distanz zum jeweiligen Zentrum  $\mathbf{c}_i^{\text{Ref}}$  besitzt:

$$\|\mathbf{S}^{\text{Ref}}(k) - \mathbf{c}_i^{\text{Ref}}\| = \min_{j \in C_i^{\text{Ref}}} \|\mathbf{S}(j) - \mathbf{c}_i^{\text{Ref}}\| \quad (1.47)$$

Die Referenzstation repräsentiert in diesem Sinne alle Stationen der jeweiligen Clusterklasse  $C_i^{\text{Ref}}$ .

Für die Durchführung eines Mehrstationenlaufs muss nun für jede Referenzstation eine Regressionsvorgabe mit zugehöriger Toleranz angegeben werden. Um eine Rekombinationsvorschrift für alle Referenzstationen zu finden, werden einzelne Teile des oben beschriebenen STARS-Algorithmus erweitert. Da der Wertebereich der charakteristischen Variable zwischen den Referenzstationen stark variieren kann, werden die Zeitreihen der einzelnen Stationen  $[x_i](k)$  zu Beginn der Simulation standardnormiert:

$$[x_i](k) \rightarrow \frac{[x_i](k) - [\bar{x}](k)}{[s_x](k)}. \quad (1.48)$$

<sup>13</sup>In der Praxis ergab sich hier ein Grenzwert von etwa 7 Stationen.

## 1. Einleitung

Wobei  $[\bar{x}](k)$  und  $[s_x](k)$  der Mittelwert und die Standardabweichung (siehe Abschnitt 2.1.2) der Zeitreihe der jeweiligen Station  $k$  sind. Wird die Normierung nicht durchgeführt, so kann es vorkommen, dass die Stationsgegensätze die Blockunterschiede dominieren. Die Regressionsvorgaben und Toleranzen werden auf gleiche Weise standardnormiert.

Als weitere Änderung ergeben sich neue Blockdefinitionen für (1.21) und (1.33). Statt der ursprünglichen Definition werden folgende Kompositblöcke gebildet:

$$\mathbf{b}_i = \begin{pmatrix} [x_i](1) \\ [x_i](2) \\ \vdots \\ [x_i](N_{\text{Ref}}) \\ [x_{i+1}](1) \\ [x_{i+1}](2) \\ \vdots \\ [x_{i+1}](N_{\text{Ref}}) \\ \vdots \\ [x_{i+n_b-1}](N_{\text{Ref}}) \end{pmatrix} \quad \text{bzw.} \quad \mathbf{b}'_i = \begin{pmatrix} [x'_{(i-1)n_b+1}](1) \\ [x'_{(i-1)n_b+1}](2) \\ \vdots \\ [x'_{(i-1)n_b+1}](N_{\text{Ref}}) \\ [x'_{(i-1)n_b+2}](1) \\ [x'_{(i-1)n_b+2}](2) \\ \vdots \\ [x'_{(i-1)n_b+2}](N_{\text{Ref}}) \\ \vdots \\ [x'_{in_b}](N_{\text{Ref}}) \end{pmatrix}. \quad (1.49)$$

Ein einzelner Kompositblock umfasst nun die  $n_b$  Tage jeder Referenzstation. Die Länge eines Blocks ergibt sich somit zu  $n_b \cdot N_{\text{Ref}}$ . Die einzelnen Kriterien für den Blockaustausch beziehen sich im Mehrstationenfall auf diese Blockdefinitionen. Neben der neuen Blockdefinition muss der Differenzvektor (1.28) für das Auswahlkriterium der ersten Näherung folgendermaßen angepasst werden:

$$\mathbf{d}_i = \begin{pmatrix} [d_{i1}](1) \\ [d_{i2}](1) \\ [d_{i3}](1) \\ [d_{i1}](2) \\ [d_{i2}](2) \\ \vdots \\ [d_{i3}](N_{\text{Ref}}) \end{pmatrix}, \quad \text{erste} : \min_i \left( \frac{1}{3N_{\text{Ref}}} \sum_{k=1}^{N_{\text{Ref}}} \sum_{j=1}^3 [d_{ij}](k) \right) \quad \text{mit } i = 1 \dots N_e. \quad (1.50)$$

Die in (1.35) beschriebene Verschiebung der ersten Näherung, zur Erzeugung der synthetischen Zeitreihe, wird für jede Referenzstation separat durchgeführt. Gleiches gilt für die Prüfungen (1.41), (1.42) und (1.43) nach jeder Iteration, sowie die Verstärkung des Trends (1.44) nach jedem Durchgang der iterativen Ausbesserung. Der Algorithmus endet, wenn für jede Referenzstation die individuelle Regressionsvorgabe innerhalb der jeweiligen Toleranz erreicht ist.

### 1.4.4. Voraussetzungen für die Anwendbarkeit und Grenzen des Modells

Das statistische Klimamodell STARS stellt implizit bestimmte Anforderungen an den verwendeten Beobachtungsdatensatz, die Wahl der charakteristischen Variablen und die Regressionsvorgabe. Das Erfüllen oder Verletzen dieser Voraussetzungen hat einen direkten Einfluss auf die Güte sowie die Glaubwürdigkeit der durchgeführten Simulationen und definiert damit Grenzen für die Anwendbarkeit des Modells. Die Erfassung dieser Grenzen ist eine Kernaufgabe dieser Arbeit. Auf Basis des vorgestellten Modellkonzeptes können bereits einige dieser

Grenzen oder Beschränkungen identifiziert und diskutiert werden. Darüber hinaus zeigte sich im Verlauf der durchgeführten Simulationen eine weitere Einschränkung in Bezug auf die Kovariabilität der simulierten Zeitreihen. In Vorbereitung auf die Kalibrierung und Evaluierung des statistischen Modells STARS sollen im Folgenden einige der gewonnenen Erkenntnisse sowie die gewählten Lösungsansätze zur Überwindung der Beschränkungen und damit zur Anwendung des Modells über der Region CORDEX-Ostasien vorgestellt werden.

### **Anforderungen an den Beobachtungsdatensatz, die Wahl der charakteristischen Variablen und die Regressionsvorgabe**

Bei der Erstellung von Klimaszenarien durch ein statistisches Modell wie STARS sind im Vorfeld verschiedene Voraussetzungen für den verwendeten Antriebsdatensatz zu prüfen. Als Grundvoraussetzung benötigt STARS einen Datensatz mit einer zeitlichen Auflösung von einem Tag. Der Antrieb sollte sich zudem über einen möglichst langen Zeitraum erstrecken, um die Anzahl der kombinatorischen Möglichkeiten zur Neuordnung der Jahre und Blöcke zu erhöhen.

In der vorliegenden Arbeit soll das Klima für die Region Ostasien durch STARS modelliert werden. Hierzu wird ein Beobachtungsdatensatz mit räumlich dichtem und homogenem Messnetz benötigt, da die gesamte Region möglichst einheitlich und räumlich vollständig abgebildet werden sollte, um in möglichst jedem Teil der Region Aussagen mit gleichbleibender Sicherheit treffen zu können<sup>14</sup>. Die direkte Nutzung eines Netzwerkes von meteorologischen Messstationen erweist sich dabei aus zwei Gründen als unmöglich. Zum einen sind die Messstationen im Allgemeinen unregelmäßig verteilt. Zum anderen gelten für Datensätze von höher aufgelösten nationalen meteorologischen Messnetzen meist rechtliche Beschränkungen, weshalb die Beschaffung und Nutzung in der Regel schwierig ist. Abbildung 1.13 zeigt beispielhaft die Position aller Messstationen, welche zur Bildung des Feldes der 2 m-Temperatur in den Datensatz CRU-TS3.21 der Climatic Research Unit (CRU, siehe Abschnitt 2.2) eingehen. Wie man erkennen kann, wird ein Großteil des Hochlands von Tibet und fast die gesamte Taklamakan-Wüste durch das Messnetz nicht abgedeckt, während die südkoreanische Halbinsel und Japan überdurchschnittlich viele Messstationen besitzen.

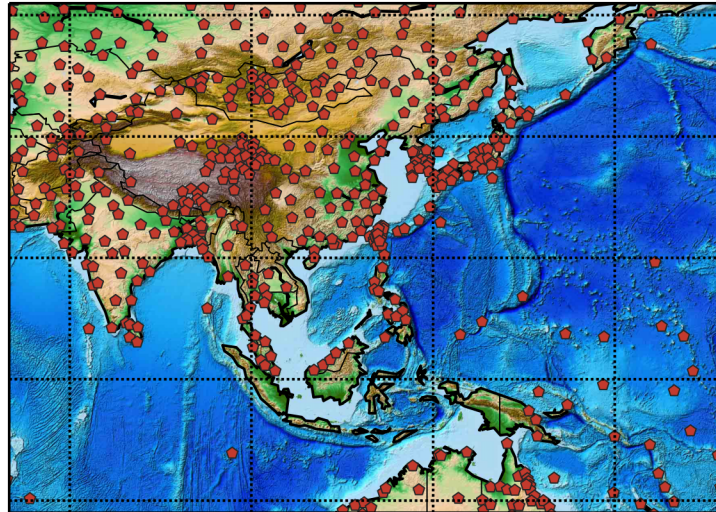
Neben der räumlichen Homogenität wird auch ein möglichst fehlerfreier Antriebsdatensatz benötigt, da Fehler durch die Neuordnung auf die Simulationsreihe übertragen werden können. Dieses Problem entsteht meist bei der Nutzung von Daten meteorologischer Messstationen, da diese grobe Mess- oder Instrumentenfehler<sup>15</sup> enthalten können. Auch die Veränderungen der Messfeldumgebung kann zu systematischen Fehlern in der entsprechenden Zeitreihe führen (von Storch et al., 1999; Schönwiese, 2008).

Zusammenfassend ergeben sich sich 4 Bedingungen für den Antriebsdatensatz:

1. tägliche zeitliche Auflösung,
2. langer und zeitlich homogener Beobachtungszeitraum,
3. räumlich homogenes sowie dichtes Messnetz und
4. geringer Bias bzw. geringe Fehler.

<sup>14</sup>Aufgrund der Vielzahl von alternativen Messungen gelten beispielsweise Aussagen über der Halbinsel Korea als statistisch robuster (weil potentiell über eine Vielzahl an Messstationen beobachtet) als Aussagen über dem Hochland von Tibet.

<sup>15</sup>Fehler ergeben sich z. B. bei Niederschlagsmessungen, durch Verdunstungsfehler oder Mengenfelmessungen von verschiedenen Niederschlagsarten (Schnee, Hagel, Graupel).



**Abbildung 1.13.:** Die regionale Verteilung der meteorologischen Messstationen, welche zur Bildung des Feldes der 2 m-Temperatur im CRU-TS3.21 Datensatz verwendet wurden (siehe Abschnitt 2.2). Die genaue Anzahl der Stationen variiert zeitlich.

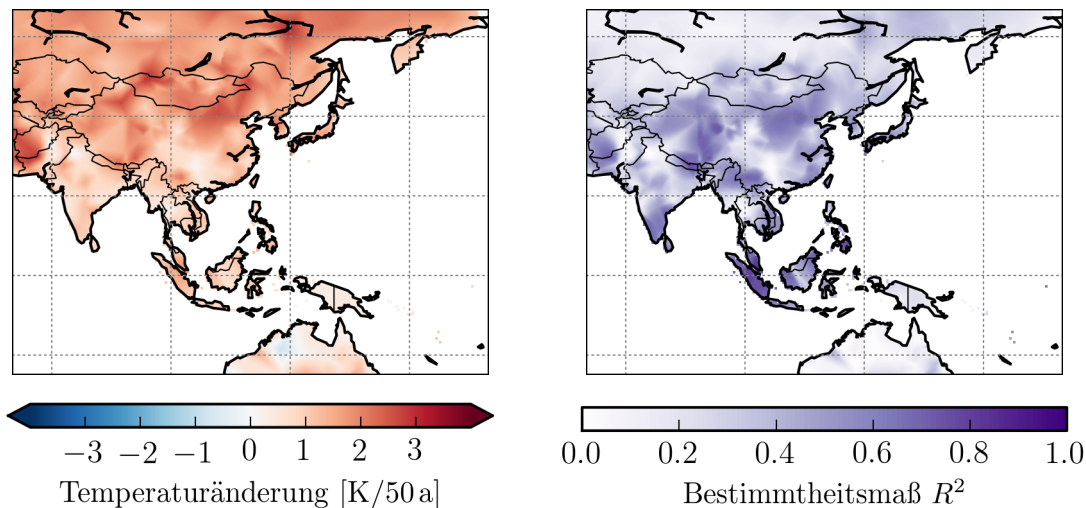
Diese Anforderungen sind für die Region Ostasien derzeit nur mit Reanalyse-Datensätzen zu erfüllen (siehe Abschnitt A.3.1).

Ein weiterer wichtiger Faktor bei der Modellierung durch STARS ist die Wahl der charakteristischen Variablen. Diese sollte sowohl einen statistisch signifikanten linearen Verlauf im Simulationszeitraum als auch eine räumlich heterogene Verteilung des Trends besitzen. Beide Merkmale sind nicht zwingend für die Anwendbarkeit des Modells, im Hinblick auf das Modellkonzept und eine sinnvolle Anwendung jedoch wünschenswert. Darüber hinaus stellen charakteristische Variablen mit endlichen Definitionsgrenzen, wie etwa der Niederschlag oder die relative Luftfeuchtigkeit, ein Problem dar, da der Definitionsbereich bei der Bildung der synthetischen Zeitreihe überschritten werden kann. In diesem Sinne schränkt das Modellkonzept die Menge der auswählbaren charakteristischen Variablen ein.

Wie man anhand von Abbildung 1.14 sehen kann, liefert der lineare Trend der 2 m-Temperatur ein heterogenes Signal über Ostasien. Er variiert im betrachteten Gebiet zwischen  $-0.8 \text{ K}/50 \text{ y}$  und  $+3.0 \text{ K}/50 \text{ y}$ . Zudem deutet das Bestimmtheitsmaß der linearen Regression an, dass der Trend im Großteil Ostasiens statistisch signifikant ist. Nur im äußersten Norden und Süden der Region ergibt sich großflächig ein  $R^2$  von unter 0.2. Ähnliche Ergebnisse zeigen auch Resultate aus Zukunftsprojektionen von globalen Zirkulationsmodellen (IPCC, 2007, 2013). Somit stellt die 2 m-Temperatur ein räumlich differenziertes und statistischen signifikantes Änderungssignal für Ostasien dar. Im Rahmen dieser Arbeit wird daher die 2 m-Temperatur als charakteristische Variable verwendet.

Eine weitere Einschränkung gilt für die gewählte Regressionsvorgabe. Aufgrund der kombinatorischen Begrenzung der Neuordnungen können von der Simulationsreihe nur Regressionsvorgaben innerhalb eines begrenzten Wertebereichs erreicht werden. Wählt man insbesondere den Anstieg zu groß, so besteht die Möglichkeit, dass keine Neuordnung gefunden werden kann. Darüber hinaus kann durch eine extreme Regressionsvorgabe die Ensemble- oder Zeitreihenvariabilität der Simulationszeitreihe verringert werden, da in diesem Fall nur eine geringe Anzahl von Jahren oder Blöcken genutzt werden kann, um die Vorgabe zu erfüllen. Die Einschränkung der Regressionsvorgabe resultiert aus der Grundannahme des Modells, wonach sich die Zeit-





**Abbildung 1.14.:** Globaler Anstieg der 2m-Temperatur im Zeitraum 1961 bis 2010 basierend auf den Temperaturdatensatz CRU-TS3.21 (links) und die globale Verteilung des Bestimmtheitsmaßes der linearen Regression (rechts). Zur Ermittlung des Anstiegs wurde eine lineare Regression mittels der Methode der kleinsten Quadrate durchgeführt (siehe Abschnitt 2.1.2).

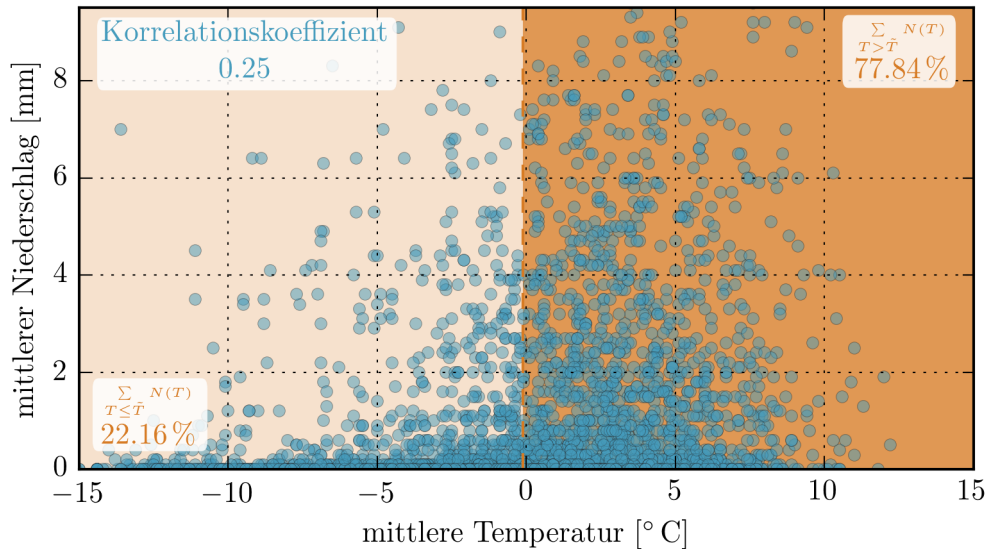
reihen des Beobachtungs- und Simulationszeitraums ähneln sollen. Setzt man keine abrupten Änderungen im Klimasystem voraus, so kann diese Voraussetzung meist durch die Wahl eines zeitlich benachbarten und nicht zu langen Simulationszeitraumes erfüllt werden. Der konkrete Grad der Beschränkung ergibt sich jedoch in der Regel erst aus der Durchführung von Simulationen.

### Grenzen des Modells in Bezug auf die Variablenkorrelation

Die durch STARS erzeugte zeitliche Neuordnung bezieht sich nur auf die charakteristische Variable. Da die Rekombinationsvorschrift jedoch auch auf die übrigen Variablen angewendet wird, ergibt sich deren Reaktion (auf die Regressionsvorgabe) aus dem statistischen Zusammenhang zur charakteristischen Variablen in der Beobachtungszeitreihe. Aus diesem Grund und zur Abgrenzung von der charakteristischen Variablen werden diese als abhängige Variablen bezeichnet. Im Folgenden Abschnitt soll geklärt werden, welche Faktoren einen Einfluss auf die Reaktion der abhängigen Variablen haben und welche Einschränkungen sich hieraus für die Anwendung des Modells und die Interpretation der Ergebnisse ergeben.

Die Reaktion einer bestimmten abhängigen Variable resultiert in komplexer Weise aus deren bivariater Verteilung mit der charakteristischen Variablen in der Beobachtungszeitreihe. Dies soll anhand eines Experimentes illustriert werden. Dabei werden Simulationen von STARS für eine einzelne Station durchgeführt. Um die Interpretation zu vereinfachen, wird der Algorithmus auf den Blockaustausch reduziert. Als charakteristische Variable wird die Temperatur verwendet und als abhängige Variable der Niederschlag betrachtet. Abbildung 1.15 zeigt die bivariate Temperatur-Niederschlags-Verteilung der Blockmittel für den Monat Januar der Station Brandenburg a. d. Havel/Görden. Nimmt man eine Temperaturerhöhung für den Simulationszeitraum relativ zur Beobachtungsreihe an, so muss STARS in den einzelnen Simulationsjahren häufiger Kandidatenblöcke einwechseln deren Temperaturmittel  $T$  größer als die mittlere Temperatur der Gesamtverteilung  $\bar{T}$  (gestrichelte Linie) ist. Wie man an der Verteilung erkennen kann, sind Blöcke mit  $T > \bar{T}$  feuchter (77.84% des Gesamtniederschlags), als Blöcke

## 1. Einleitung



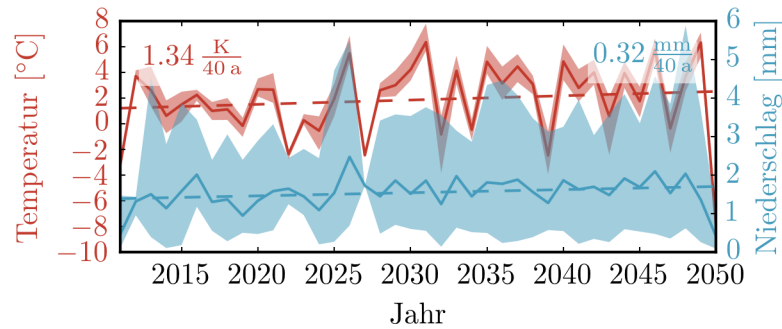
**Abbildung 1.15.:** Bivariate Temperatur-Niederschlags-Verteilung für eine meteorologische Messstation in Brandenburg a. d. Havel/Görden für den Zeitraum von 1901 bis 2010. Jeder Punkt entspricht der mittleren Temperatur  $T$  und Niederschlagsmenge  $N$  eines 12-Tages-Blocks. Um die Datumstoleranz zu emulieren wurden nur Blöcke innerhalb des Monats Januar gewählt (Kandidatenblöcke). Die gestrichelte vertikale Linie kennzeichnet den Temperaturmittelwert  $\bar{T}$  ( $-0.1^\circ\text{C}$ ) über alle Blöcke, welcher die bivariate Verteilung in zwei Hälften teilt. Für beide Hälften wurde die Menge des Niederschlags kumuliert und der Prozentanteil vom Gesamtniederschlag aller Blöcke berechnet.

mit  $T \leq \bar{T}$  (22.16 % des Gesamtniederschlags). Für die bivariate Temperatur-Niederschlags-Verteilung in Abbildung 1.15 ergibt sich ein Korrelationskoeffizient von 0.25. Daher sollte eine Erhöhung der Temperatur im Simulationszeitraum eine Erhöhung des Niederschlags zur Folge haben.

Um diese Vermutung zu bestätigen, wurde eine Simulation mit dem reduzierten STARS-Algorithmus durchgeführt. Abbildung 1.16 zeigt die Ergebnisse dieser Simulation anhand der Zeitreihe der Monatsmittel der Temperatur und des Niederschlags für den Monat Januar. Wie vermutet, führt ein Anstieg der Temperatur zu einem Anstieg des Niederschlags. Die Reaktion der abhängigen Variablen auf eine vorgegebene Änderung der charakteristischen Variable ergibt sich also aus der bivariaten Verteilung beider Variablen in der Beobachtungszeitreihe.

Die Übertragbarkeit des statistischen Zusammenhangs von der Beobachtungszeitreihe auf die Simulationszeitreihe ist eine implizite Modellannahme. Sie führt jedoch zu einer wesentlichen Beschränkung des Modells STARS. Zum einen muss dieser Zusammenhang in Form der Korrelation nicht notwendiger Weise kausal begründet sein (Rodgers und Nicewander, 1988). Zum anderen wird eine Erhaltung der Korrelation für beliebige Simulationszeiträume impliziert (Stationarität), was in der Realität nicht in jedem Fall gegeben sein muss. Ist eine dieser Annahmen verletzt, so können die Rechnungen von STARS zu falschen Schlussfolgerungen führen. Insbesondere die Stationarität des verwendeten statistischen Zusammenhangs ist eine fundamentale Grundannahme für alle ESD Methoden (Benestad et al., 2008).

Eine weitere Einschränkung für die Anwendbarkeit des Modells ergibt sich aus dem Wechselspiel von jahresweiser Neuordnung (erste Näherung) und Blockaustausch (iterative Verbesserung). Die Zeitskala dieser Neuordnungen ( $\approx 12$  Tage und 1 Jahr) kann ebenfalls ent-

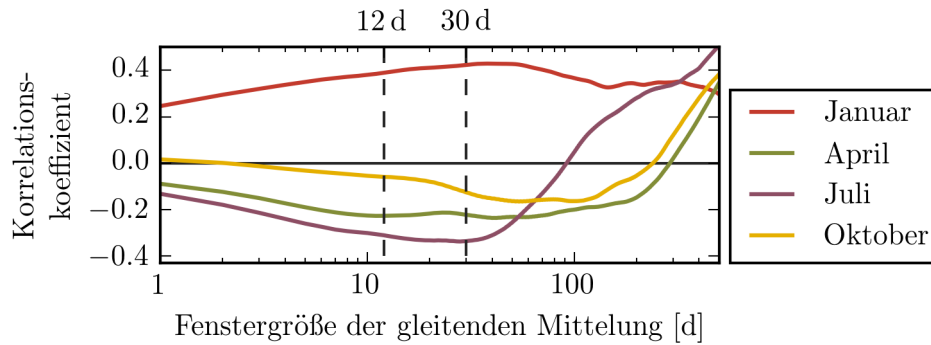


**Abbildung 1.16.:** Zeitliche Entwicklung der jährlichen Mittel des Monats Januar im Simulationszeitraum (2011 bis 2050) der Messstation von Abbildung 1.15. Gezeigt sind jeweils die Temperatur- und Niederschlagsmittel für jedes Jahr. Zur Generierung der gesamten Simulationszeitreihe wurde der STARS Algorithmus auf den Blockaustausch, mit einer Blocklänge von 12 Tagen, reduziert. Ausgangspunkt des Blockaustausches war daher die Beobachtungszeitreihe (nicht die erste Näherung) für den Zeitraum von 1901 bis 2010. Die Temperatur wurde als charakteristische Variable gewählt, mit einer Regressionsvorgabe von  $(9.7^{\circ}\text{C}, 11.7^{\circ}\text{C})$  für den Zeitraum  $(2011, 2050)$  bei einer Toleranz von  $0.3^{\circ}\text{C}$ . Für die Darstellung wurde ein Ensemble von 100 Simulationen erstellt. Dargestellt sind das Ensemblemittel für jedes Jahr (durchgezogene Linie), die Schwankungsbreite des Ensembles (schattierter farblicher Bereich) und die Regressionsgerade (gestrichelte Linie) für die Temperatur und den Niederschlag. Die sich ergebenden Trends sind innerhalb der Abbildung angegeben.

scheidenden Einfluss auf die Reaktion der abhängigen Variablen haben. Betrachtet man die Zeitreihen der 2 m-Temperatur und des Niederschlags im Sinne einer Fourierreihe als Überlagerung von endlich (oder unendlich) vielen Funktionen mit unterschiedlicher Frequenz (Nolting, 2004; Press et al., 2007), so kann (je nach Vorfaktor) jeder einzelnen Frequenz eine eigene Korrelation zwischen beiden Variablen zugeordnet werden. Damit hat jede Frequenz einen unterschiedlichen Einfluss auf die bivariaten Verteilung der gesamten Zeitreihe. Durch die Vernachlässigung oder Bevorzugung einzelner Frequenzen lässt sich daher die Korrelation bzw. die bivariate Verteilung systematisch beeinflussen. Abbildung 1.17 soll dies anhand der Korrelationskoeffizienten der Monatszeitreihen von Temperatur und Niederschlag für vier verschiedene Monate verdeutlichen. Um den Einfluss der Reihenterme mit hohen Frequenzen sukzessive zu reduzieren (Vernachlässigung) wurde eine gleitende Mittelung mit verschiedenen Fenstergrößen durchgeführt (Hartung et al., 2009). Besonders im Juli zeigt sich eine Änderung des Korrelationskoeffizienten bei einer Erhöhung der Fenstergröße. Demnach führen die hochfrequenten Anteile der Temperatur- und Niederschlagszeitreihen zur Dominanz einer negativen Korrelation. Reduziert man den Einfluss dieser hochfrequenten Reihenterme durch die gleitende Mittelung, so ergibt sich ab einer Fenstergröße von 90 Tagen eine positive Korrelation.

Die Relevanz des beschriebenen Sachverhaltes für das statistische Modell STARS resultiert daraus, dass die zufällige Neuordnung als eine Art Hochpassfilter wirkt (Bevorzugung). Alle Information über die statistischen Zusammenhänge, auf einer Zeitskala oberhalb der Blocklänge oder Jahre, geht durch die zufällige Neuordnung verloren. Es bleiben nur diejenigen Korrelationen erhalten, welche unterhalb der jeweiligen Zeitskala der Neuordnung sind. Wird das Modell nur auf den Blockaustausch reduziert, kann man im obigen Beispiel für den Juli, durch eine geeignete Wahl der Blocklänge, sowohl einen Anstieg ( $n_b > 90$  Tage) als auch einen Rückgang ( $n_b < 90$  Tage) des Niederschlags, bei einer Zunahme der Temperatur, erreichen.

## 1. Einleitung



**Abbildung 1.17.:** Der pearsonsche Korrelationskoeffizient der Monatszeitreihen von Temperatur und Niederschlag für Januar, April, Juli und Oktober in Abhängigkeit von der Fenstergröße einer gleitenden Mittelung. Die Daten beziehen sich auf dieselbe Station wie Abbildung 1.15. Die Monatszeitreihen ergeben sich aus der chronologischen Aneinanderreihung aller Werte des jeweiligen Monats über verschiedene Jahre. Dementsprechend beträgt die Länge eines Jahres dieser Monatszeitreihe in etwa 30 Tage (Länge eines Monats).

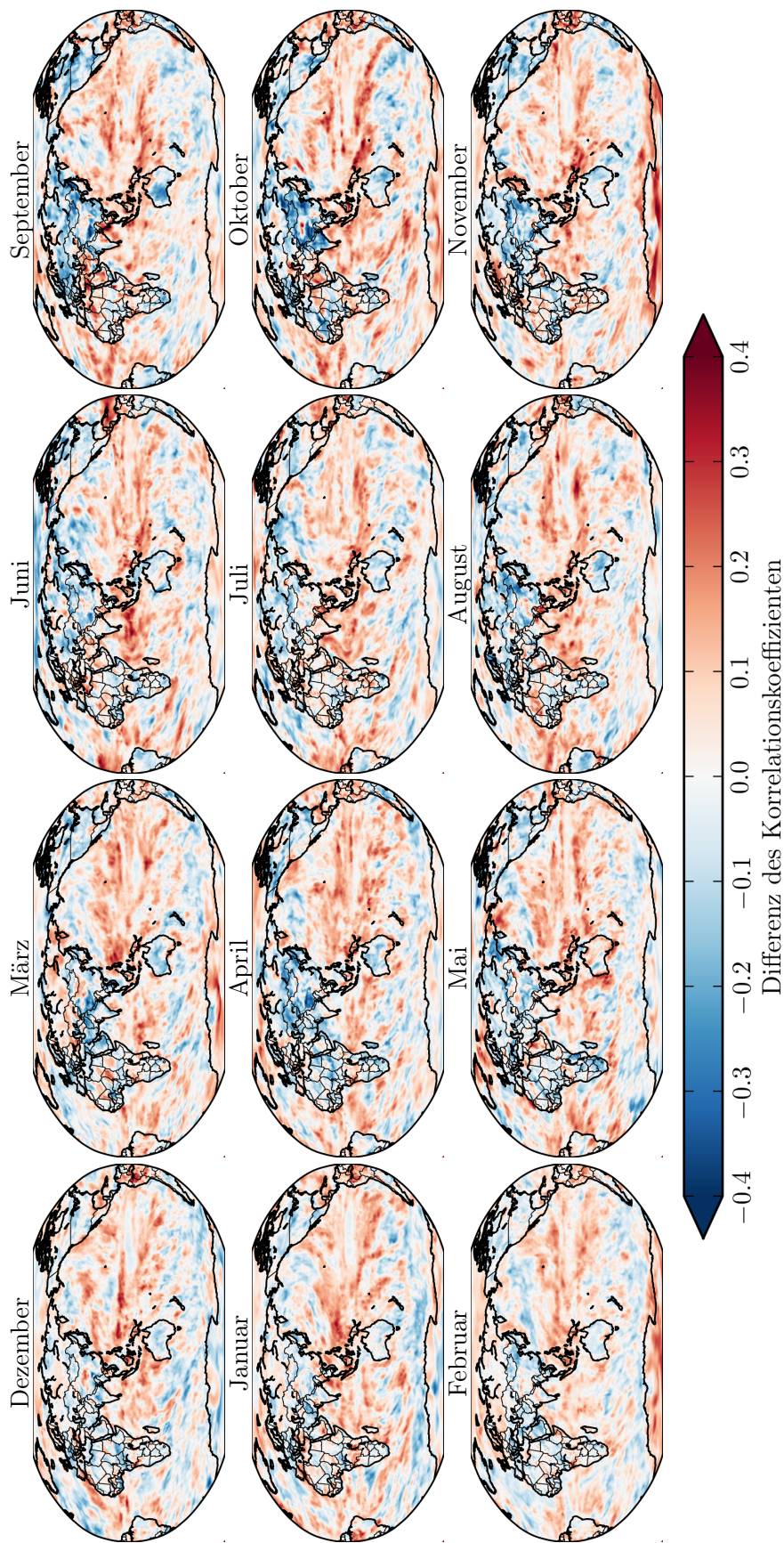
Nimmt man in diesem konkreten Beispiel an, dass der Niederschlag auf klimatischen Zeitskalen<sup>16</sup> zusammen mit der Temperatur ansteigt (positive Korrelation), so kann man im Modell STARS diese klimatische Reaktion der abhängigen Variablen durch eine kurze Blocklänge unterdrücken. In den Simulationen würde demnach der Niederschlag mit dem Anstieg der Temperatur sinken (negative Korrelation). Durch die Wahl von zwei Zeitskalen für die Neuordnung (Blockaustausch und jahresweise Neuordnung) wird diese Schwachstelle teilweise behoben. Allerdings kann ein häufiger Blockaustausch trotzdem zu einer Verzerrung der Reaktion der abhängigen Variablen führen. Darüber hinaus wird das klimatische Änderungssignal der abhängigen Variablen durch die jahresweise Neuordnung begrenzt<sup>17</sup>. Mögliche Korrelationen auf längeren Zeitskalen werden unterdrückt. Dies entspricht den Beobachtungen von F. Wechsung und M. Wechsung (2014).

Um das Potential für eine solche Verzerrung abzuschätzen, ist in Abbildung 1.18 die Differenz der Korrelationskoeffizienten für die gleitende Mittelung über 12 Tage und 1 Jahr für die einzelnen Monate dargestellt. Für die Region Ostasien beschränkt sich die Differenz auf Werte zwischen  $-0.4$  und  $0.4$ . Die größten positiven Differenzen finden sich in der Nähe des Äquator über dem Indischen Ozean und dem Pazifik. Die größten negativen Differenzen zeigen sich in den Monaten März, April, September und Oktober in der Umgebung des Hochlands von Tibet. Bis auf den äquatornahen Bereich und das Hochland von Tibet zeigen sich in Ostasien nur geringe Differenzen zwischen den Korrelationen auf der Zeitskala der Jahre und der Blöcke. Demnach sollte die Verzerrung des Änderungssignals der abhängigen Variablen (Niederschlag) in den meisten Gebieten und Monaten gering ausfallen. Eine genauere Abschätzung dieses Effektes wird im Rahmen der Kalibrierung des Modells STARS in Abschnitt 3.1 durchgeführt.

<sup>16</sup>Unter „klimatischer Zeitskala“ ist im Beispiel ein Zeitraum von mehreren Jahrzehnten zu verstehen.

<sup>17</sup>Beispielsweise geht durch die Jahresweise Neuordnung eine mögliche Reaktion des Niederschlags auf eine Änderung der Temperatur auf der Zeitskala von Jahrzehnten verloren.





**Abbildung 1.18.:** Die Differenz der pearsonschen Korrelationen für die über 12 Tage und einem Jahr gleitend gemittelten Zeitreihen von Temperatur und Niederschlag ( $r_{T_a}^{TN} - r_{12d}^{TN}$ ). Um die Auswahlkriterien der Datumsstoleranz (1.38) nachzuziehen wurde die Differenz für jeden Monat separat ermittelt. Die gleitende Mittelung über ein Jahr entspricht in diesem Fall einer gleitenden Mittelung über die jeweilige Monatslänge. Als Beobachtungsdatensatz wurde die ERA-Interim Reanalyse (siehe Abschnitt A.3.1) für den Zeitraum von 1979 bis 2012 gewählt.

## 1.5. Charakterisierung der Region CORDEX-Ostasien

Die vorliegende Arbeit beschäftigt sich schwerpunktmäßig mit der regionalen Klimamodellierung in der Region CORDEX-Ostasien. Für die Klimamodellierung stellt Ostasien eine besondere Herausforderung dar. Dies liegt unter anderem an der Bandbreite der vorherrschenden klimatischen Bedingungen, der individuellen regionalen Ausprägung der atmosphärischen Zirkulation und den orographischen Besonderheiten der Region. Ein wesentliches Merkmal CORDEX-Ostasiens stellt das asiatische Monsunphänomen dar. Dieses komplexe Phänomen bestimmt die saisonale Entwicklung der Zirkulation über weite Teile der Region (Saha, 2009) und sollte daher von den verwendeten Modellen im Wesentlichen erfasst werden.

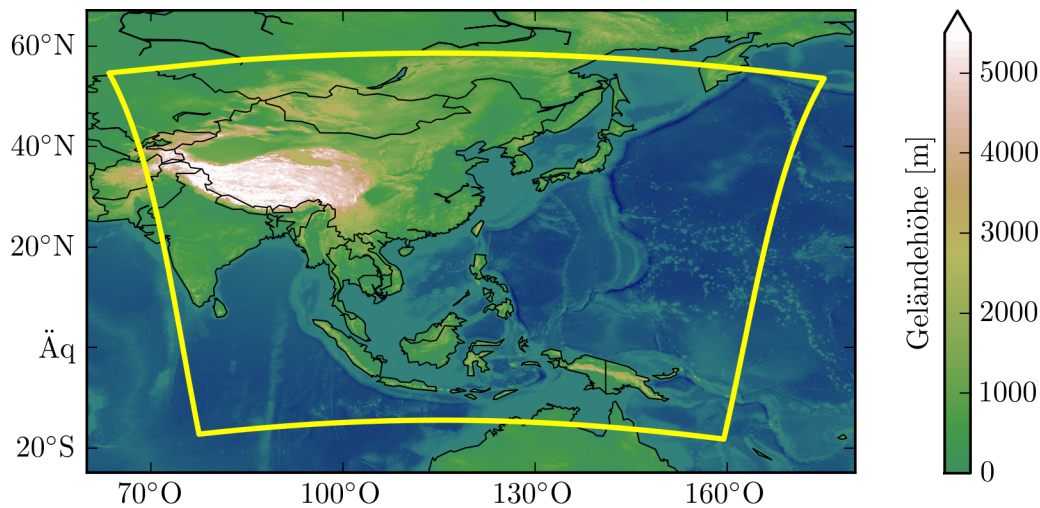
Neben diesen naturwissenschaftlich interessanten Herausforderungen sind auch soziale und ökonomische Aspekte zu beachten. Die Region CORDEX-Ostasien ist die bevölkerungsreichste Region der Erde. Ein Großteil der Bevölkerung ist von der landwirtschaftlichen Produktion und damit, durch Jahrhunderte der Anpassung, von der Regelmäßigkeit des Monsunphänomens abhängig. Abweichungen von der Intensität und Regularität des Monsunniederschlags können sowohl zu Dürren als auch zu Überflutungen führen und somit auf das Leben der Menschen und das Wirtschaftssystem einwirken (Webster, 1987). Das Verständnis der zugrunde liegenden atmosphärischen Prozesse und die Abschätzung von möglichen Veränderungen in Folge des Klimawandels sind Voraussetzung für die Entwicklung von Anpassungs- und Vermeidungsstrategien. Hierfür können regionale Klimasimulationen einen entscheidenden Beitrag leisten.

In Vorbereitung auf die Modellierung soll im Folgenden auf die geographischen und klimatischen Besonderheiten der Region und insbesondere das asiatische Monsunphänomen genauer eingegangen werden. Um einen Überblick über die klimatischen Bedingungen und die spezifische Ausprägung der Zirkulation zu erhalten, wird für die folgende Darstellung die ERA-Interim Reanalyse als beobachtungsnahe klimatische Referenz verwendet (siehe Abschnitt A.3.1).

### 1.5.1. Geographische Charakterisierung der Region CORDEX-Ostasien

Die im CORDEX definierte Region Ostasien erstreckt sich in etwa von  $63^{\circ}$  W bis  $176^{\circ}$  O und  $19^{\circ}$  S bis  $59^{\circ}$  N. Sie reicht von Kasachstan im Osten bis zu den Marshallinseln im Westen. An ihrer südlichen Begrenzung beinhaltet sie Teile des Festlands von Australien und im Norden erstreckt sich CORDEX-Ostasien bis zum Baikalsee. Sie umfasst näherungsweise eine Fläche von  $73 \cdot 10^6$  km<sup>2</sup>. Damit ist sie die zweitgrößte Region im CORDEX (Christensen et al., 2013). Wie Abbildung 1.19 zeigt, ist über die Hälfte der Region von Wasser bedeckt ( $\approx 60\%$ ). Aufgrund der räumlichen Verteilung der Landmasse kann man die Region in einen maritim geprägten südöstlichen und einen kontinental geprägten nordwestlichen Teil zerlegen. Der maritime Teil enthält als primäre Landmasse die Inselgruppe Indonesiens und der Philippinen sowie Japan und Malaysia. Die Verteilung der Landmasse trägt wesentlich zur Modulation der klimatischen Bedingungen bei und beeinflusst unter anderem die saisonale Entwicklung der Temperatur, des Niederschlags und der Windsysteme (Chang et al., 2005; Z. Wang und Chang, 2008; Saha, 2009).

Neben der klaren Land-See-Verteilung zeichnet sich die Region außerdem durch ihre besondere orographische Struktur aus. Die mittlere Geländehöhe des Landteils beträgt etwa 1000 m. Sie wird vom über 4000 m hohen Hochland von Tibet dominiert. Das Hochland und seine Randgebirge haben einen entscheidenden Einfluss auf die Ausprägung der atmosphärischen Zirkulation, insbesondere den Monsun, über Ostasien. Die Randgebirge bilden unter anderem



**Abbildung 1.19.:** Die Geländehöhe Ostasiens. Die Gebietsgrenze CORDEX-Ostasiens ist durch die gelbe Umrandung dargestellt. Die Höheninformationen stammen aus dem SRTM30\_PLUS - Datensatz (J. Becker et al., 2009).

der Himalaya im Süden, der Karakorum und Pamir im Westen sowie das Kunlun Shan und Qilian Shan im Norden. In der gesamten Region Ostasiens befinden sich noch eine Vielzahl von weiteren Gebirgen, welche die regionale atmosphärische Zirkulation beeinflussen. Hierzu zählen beispielsweise die West- und Ostghats in Indien, das Hengduan Shan und das Truong-Son Gebirge im Osten Indochinas oder das Maoke- und Bismarckgebirge auf Neuguinea.

Darüber hinaus finden sich auch ausgedehnte Beckenlandschaften wie das Tarimbecken im Nordwesten und das Sichuanbecken östlich des Hochlands von Tibet. Ersteres ist, aufgrund der abschirmenden Wirkung der umgebenden Gebirge und des großflächigen Absinkens der Luftmassen im nördlichen Ast der Hadley-Zelle (Wallace und Hobbs, 2006), durch eine extreme Trockenheit gekennzeichnet. Das Sichuanbecken hingegen beeinflusst die Bildung und Bewegung von einzelnen dynamischen Tiefdruckgebieten und weist daher, gegenüber der Umgebung, erhöhte Niederschläge an der Beckenorographie auf (Ding und Chan, 2005).

### 1.5.2. Klimatische Charakterisierung der Region CORDEX-Ostasien

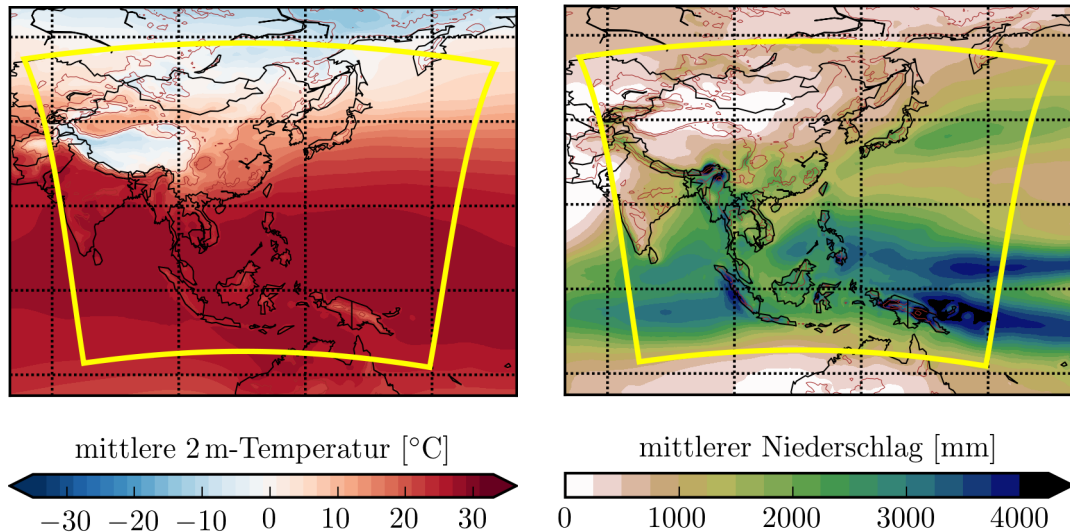
Das über CORDEX-Ostasien beobachtete Wettergeschehen zeichnet sich durch eine hohe zeitliche und räumliche Variabilität aus. Besonderes Merkmal ist die ausgeprägte Saisonalität des Niederschlags infolge des asiatischen Monsunphänomens. Klimatisch umfasst die Region sowohl die feucht-gemäßigte und boreale, als auch die tropische und subtropische Zone (Schönwiese, 2008).

Eine große räumliche Variabilität zeigt sich in der Verteilung der bodennahen Lufttemperatur. Wie man anhand von Abbildung 1.20 erkennen kann, wird der meridionale Temperaturgradient, welcher sich infolge der Breitengradabhängigen solaren Einstrahlung einstellt, durch die Land-See-Verteilung deformiert. So zeigt sich beispielsweise an den küstennahen Bereichen Chinas und Japans eine räumliche Deformation der Isothermen aufgrund der thermischen Einwirkung des Ozeans<sup>18</sup>. Darüber hinaus zeigt sich in der räumlichen Verteilung der

<sup>18</sup>Durch seine höhere Wärmekapazität und vorhandene warme Meeresströmungen wärmt der Ozean im Winter die bodennahen Luftschichten und wirkt damit der Abkühlung des Bodens in Küstennähe entgegen (Schönwiese, 2008).



## 1. Einleitung



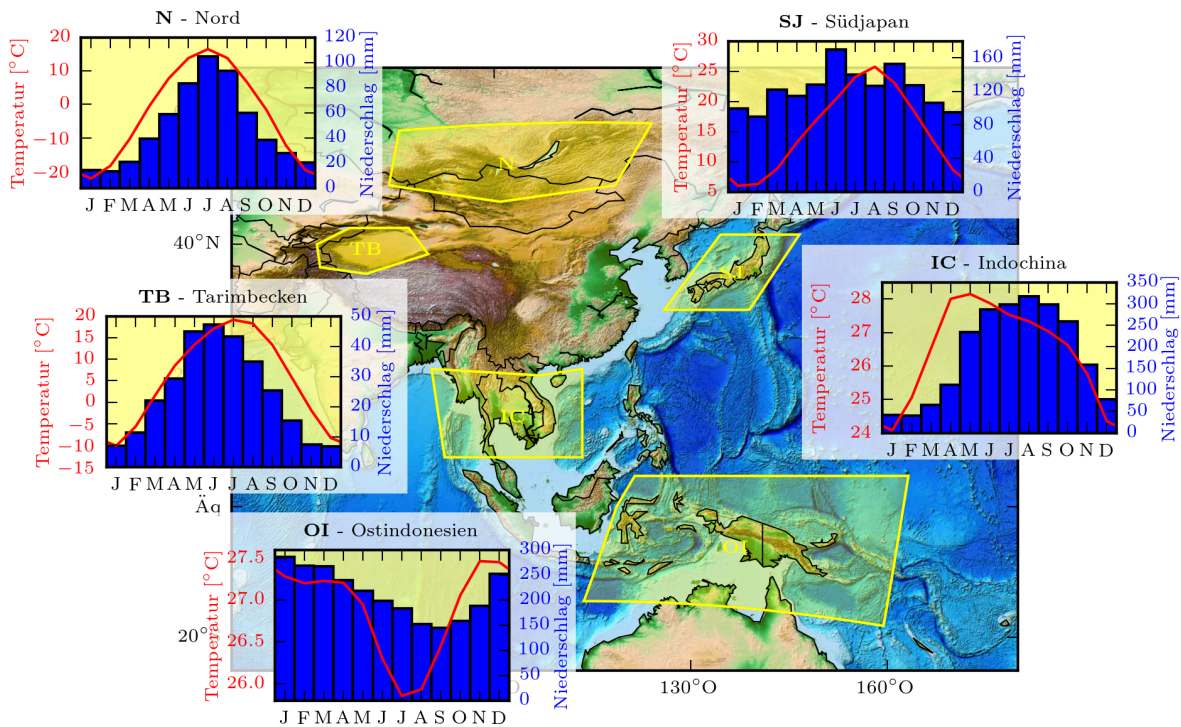
**Abbildung 1.20.:** Die mittlere jährliche Lufttemperatur (links) und Niederschlagssumme (rechts) im Zeitraum 1981 bis 2010. Als Datengrundlage für die Darstellung diente die ERA-Interim Reanalyse (siehe Abschnitt A.3.1).

bodennahen Lufttemperatur deutlich das Muster der Orographie (Abbildung 1.19). Die 2m-Temperatur auf dem über 4 km hohen Hochland von Tibet liegt im Jahresmittel unterhalb von  $0^{\circ}\text{C}$  und damit signifikant unter den Temperaturen der Umgebung. Gleiches gilt für das Altai- und Changai-Gebirge im Bereich der westlichen Mongolei. Umgekehrt erscheint das Sichuan-Becken und das Tarimbecken deutlich wärmer als die umgebenden Gebirge. Über der gesamten Region CORDEX-Ostasien variiert die bodennahe Lufttemperatur im Jahresmittel zwischen  $-11^{\circ}\text{C}$  im Karakorum und  $29^{\circ}\text{C}$  an der Südspitze Indiens.

Ein weiteres wichtiges klimatisches Merkmal der Region CORDEX-Ostasien ist die große räumliche Variabilität des Niederschlags. Die rechte Seite von Abbildung 1.20 zeigt die mittlere Jahressumme im Zeitraum von 1981 bis 2010. Man kann deutlich erkennen, dass der größte Teil des Niederschlags, mit Jahressummen von über 4000 mm, über dem Indischen Ozean und dem Zentralpazifik fällt. Der geringste Jahresniederschlag, mit unter 20 mm, findet sich in der Taklamakan Wüste (Tarimbecken). Analog zur Temperatur lässt sich ein Zusammenhang zwischen der räumlichen Verteilung des Niederschlags und der Land-See-Verteilung sowie der orographischen Struktur erkennen. So fällt (mit etwa 70 %) deutlich mehr Niederschlag über dem Meer als über der Landfläche. Die geringen Niederschlagsmengen über den Wüsten Gobi und Taklamakan sind zum Teil durch die umgebenden Gebirge verursacht, welche den Transport von feuchter Luft blockieren. Im Kontrast dazu fallen beispielsweise an der Südflanke des Hochlands von Tibet (Himalaya), orographisch bedingt (Roe, 2005), über 1000 mm Niederschlag im Jahr. Durch diesen Niederschlag werden unter anderem die Flussysteme des Ganges und Brahmaputra gespeist. Ein analoger orographischer Effekt lässt sich an der zentralen Gebirgskette Neuguineas und den Westghats in Indien erkennen.

Die zeitliche Variabilität der klimatischen Bedingungen lässt sich anhand von Abbildung 1.21, exemplarisch für fünf Teilregionen von CORDEX-Ostasien, nachvollziehen. Gezeigt wird der mittlere Jahresgang der Temperatur und des Niederschlags. Die saisonal variierende solare Einstrahlung führt in den Regionen Nord, Südjapan sowie dem Tarimbecken zu einer deutlich ausgeprägten Saisonfigur in der Temperatur mit Monatsmitteln zwischen  $-20^{\circ}\text{C}$  im Winter und  $25^{\circ}\text{C}$  im Sommer. Äquaturnahe Bereiche wie Indochina und Ostindonesien zeigen hinge-





**Abbildung 1.21.:** Monatsmittel der Temperatur und des Niederschlags für 5 Beispielregionen innerhalb CORDEX-Ostasiens. Analog zu Abbildung 1.20 basieren die Werte auf der ERA-Interim Reanalyse für den Zeitraum von 1981 bis 2010 und schließen sowohl Land- als auch Wasserbereiche mit ein.

gen eine deutlich geringere saisonale Variabilität. Aufgrund der Lage Ostindiens, südlich des Äquators, ergibt sich sogar ein schwach ausgeprägtes Maximum der Temperatur im Winter der Nordhemisphäre.

Die Saisonalität des Niederschlags wird in einem Großteil der Region durch das asiatische Monsunphänomen geprägt. Besonders deutlich kann man dies über Indochina erkennen. Hier kommt es mit dem Einsetzen des Sommermonsuns Ende Mai bis Anfang Juni zu einem plötzlichen Wechsel der Niederschlagsverhältnisse: von einer Trockenzeit im Winter zu einer Regenzeit im Sommer. Für die Regenzeit ergeben sich dabei monatliche Niederschlagsmengen von über 300 mm. Im Winter werden die meisten Niederschläge über Indonesien und den äquatornahen Bereichen beobachtet. Der Großteil des Kontinentes ist im Winter durch ein trocken-kaltes Klima geprägt. Als weitere Besonderheit sind die Maxima von Niederschlag und Temperatur über Indochina zeitlich versetzt. Die mit der Regenzeit einsetzende Abkühlung resultiert dabei aus der erhöhten Wärmekapazität von feuchtem gegenüber trockenem Boden und der erhöhten Verdunstung (Webster, 1987).

Weiter nördlich tritt das mit dem Monsunphänomen assoziierte Zirkulationssystem in Wechselwirkung mit dem Zirkulationssystem der mittleren Breiten (Saha, 2009). Der komplexe Jahresgang des Niederschlags über Südjapan mit zwei Maxima im Juni und September resultiert aus dieser Wechselwirkung. Analog zu Südjapan befindet sich das Tarimbecken in der Übergangszone zwischen Monsunzirkulation und dem Zirkulationssystem der mittleren Breiten. Allerdings verhindern die umgebenden Gebirge das Eindringen feuchter Luftmassen, so dass die Region von extremer Trockenheit geprägt ist. Die geringen Niederschläge fallen

## 1. Einleitung

meist orographisch bedingt an den Berghängen des Kunlun Shan und Tian Shan. Die Region Nord liegt innerhalb der mittleren Breiten und ist weitgehend unbeeinflusst vom Monsun. Die saisonale Änderung des Niederschlags resultiert aus der Wirkung des sibirischen Hochdruckgebietes im Winter, welches den Transport feuchter Luftmassen in die Region verhindert. In den Sommermonaten wird dieses Hoch durch ein kontinentales Hitzetief verdrängt.

Die genannten klimatischen Charakteristika sowie ihre räumliche und zeitliche Variabilität sind außergewöhnliche Merkmale von CORDEX-Ostasien und unterscheiden diese deutlich von den Regionen, für welche die Regionalmodelle CCLM und STARS ursprünglich entwickelt wurden. Dies stellt eine besondere Herausforderung an die Kalibrierung und Auswertung der Modelle.

### 1.5.3. Asiatisches Monsunphänomen

Aufgrund seiner Wichtigkeit für das Wettergeschehen in Ostasien, speziell das räumliche und zeitliche Verhalten des Niederschlags, soll das asiatische Monsunphänomen im Folgenden näher betrachtet werden. Dabei wird mit einer allgemeinen Beschreibung des Phänomens und seiner Ursachen begonnen.

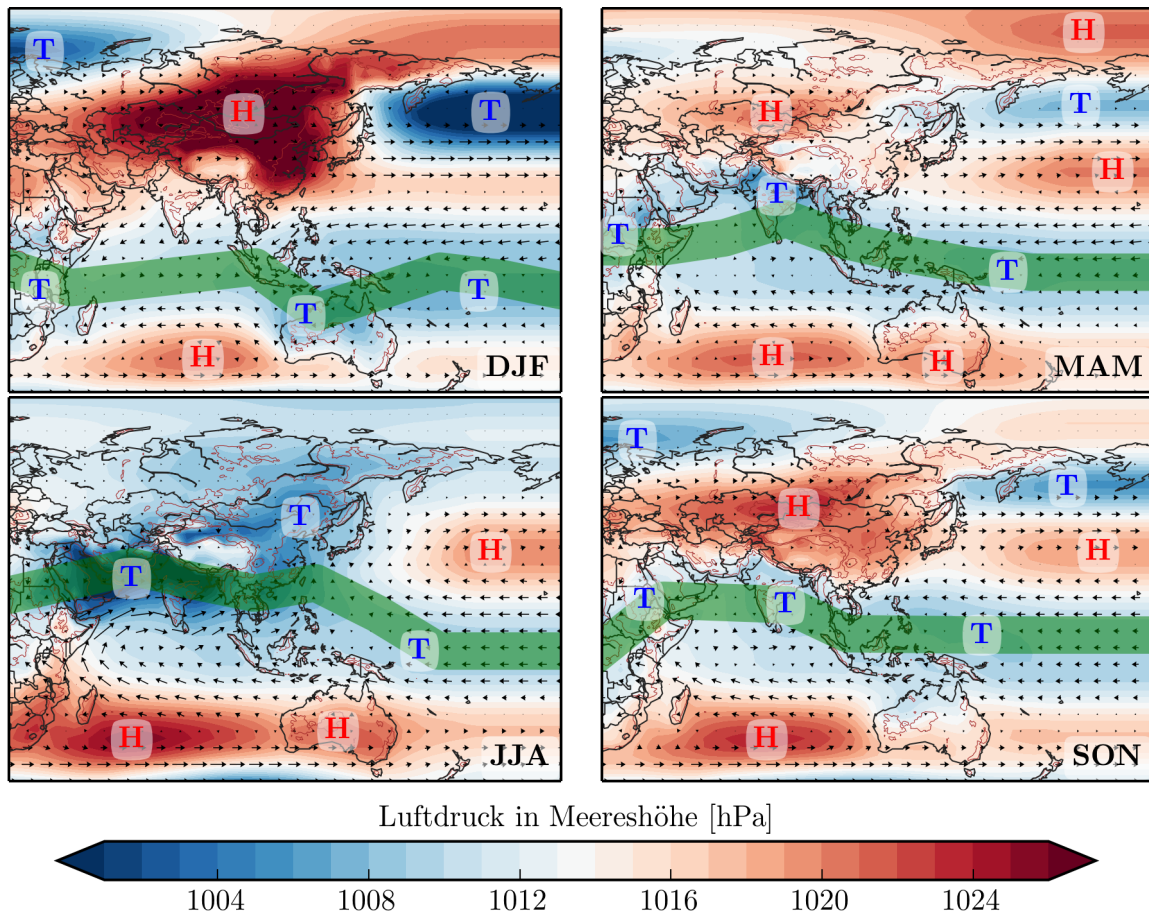
In seiner einfachsten Definition ist der Monsun ein Phänomen, bei dem sich die Windrichtung in der unteren Troposphäre im Jahresverlauf umkehrt (Webster, 1987), wodurch eine Unterteilung in zwei Jahreszeiten möglich ist. Die bodennahe Luftbewegung ist dabei Teil einer komplexen troposphärischen Zirkulation, welche als Monsunzirkulation bezeichnet wird. Neben der Umkehr der Windrichtung werden in den betreffenden Regionen meist weitere saisonale Effekte wie erhöhter Niederschlag oder Wolkenbildung beobachtet. Daher orientieren sich erweiterte Definitionen des Monsuns am kollektiven Phänomen (Paeth, 2006). Im asiatischen Monsungebiet unterscheidet man in Anlehnung an die Jahreszeiten der Nordhemisphäre zwischen dem Sommer- und dem Wintermonsun.

Für das Zustandekommen des Monsunphänomens können vier wesentliche Faktoren identifiziert werden:

- die saisonale Bewegung der innertropische Konvergenzzone (ITKZ),
- die ablenkende Wirkung der Corioliskraft,
- die unterschiedliche Erwärmung von Meeres- und Landoberfläche sowie
- die Aufnahme und Freisetzung latenter Wärme.

Der Einfluss der einzelnen Faktoren auf die resultierende Monsunzirkulation kann dabei regional und saisonal variieren (Saha, 2009).

Eine zentrale Rolle für das Zustandekommen der Monsunzirkulation spielt die innertropische Konvergenzzone (ITKZ) und das damit verbundene Zirkulationssystem der Hadley-Zelle. In Abbildung 1.22 ist die mittlere Position der ITKZ (grünes Band) schematisch dargestellt. Innerhalb der ITKZ kommt es in der unteren Troposphäre zur Konvergenz der Passatwinde der Nord- und Südhemisphäre und in der Folge zu einem Luftmassenaufstieg. Die innertropische Konvergenzzone folgt tendenziell dem Maximum der solaren Einstrahlung und wechselt daher innerhalb eines Jahres zwischen der Nord- und der Südhalbkugel. Ein ortsfester Beobachter erlebt daher einen jahreszeitlichen Windwechsel, je nachdem ob sich die ITKZ nördlich oder südlich von ihm befindet. Aufgrund der Corioliskraft wird die (ansonsten rein meridionale) Windbewegung in zonaler Richtung abgelenkt. Durch die Kombination beider Effekte (Luftbewegung in Richtung der ITKZ und Ablenkung durch die Corioliskraft) lassen sich die



**Abbildung 1.22.:** Die mittleren atmosphärische Zirkulation über dem asiatischen Kontinent. Dargestellt ist der Luftdruck auf Meereshöhe und die Windvektoren nach der ERA-Interim Reanalyse für die vier Jahreszeiten, gemittelt über den Zeitraum von 1981 bis 2010. Die Windvektoren beziehen sich auf eine Höhe von 850 hPa. Die geschätzte Lage der ITCZ ist schematisch dargestellt (grünes Band).

wesentlichen Merkmale des in Abbildung 1.22 dargestellten Windfeldes in der Nähe der inner-tropische Konvergenzzone erklären.

Ein weiterer Mechanismus, der zur spezifischen Ausprägung des asiatischen Monsunphänomens beiträgt, stellt die ungleiche Erwärmung der Land- und Meeresoberfläche dar. Diese ist bedingt durch die unterschiedliche Wärmekapazität und das verschiedene Wärmespeichervermögen der beiden Systeme<sup>19</sup>. Im Sommer führt die stärkere Erwärmung des asiatischen Kontinents gegenüber des sich langsamer erwärmenden Ozeans zur Ausprägung regionaler thermischer Tiefdruckgebiete auf dem Land (Schönwiese, 2008). Diese führen zu einer zusätzlichen Verlagerung der ITCZ, in nördlicher Richtung. In Abbildung 1.22 kann man dies besonders deutlich in den Sommermonaten (JJA) über Indien und Indochina erkennen. In den Wintermonaten (DJF) führt die starke Auskühlung des asiatischen Kontinents gegenüber des

<sup>19</sup>Webster (1987) unterscheidet zwischen der spezifischen Wärmekapazität von Wasser und der effektiven Wärmekapazität des Meeres. Letztere beinhaltet auch den Wärmetransport und die Art der Wärmeaufnahme durch das Gesamtsystem des Meeres. Zum einen wird Sonnenlicht im Meer aufgrund der partiellen Transparenz von Wasser (für den sichtbaren Spektralbereich) in einem mehrere Meter dicken Bereich unterhalb der Oberfläche absorbiert und zum anderen geschieht der Wärmetransport im Meer nicht nur durch Wärmeleitung, sondern auch durch Diffusion, Konvektion und Advektion.

## 1. Einleitung

relativ warmen Ozeans zur Bildung eines ausgedehnten thermischen Hochs mit trocken-kalten ablandigen Winden.

Die in die ITKZ konvergierenden Passatwinde transportieren eine große Menge Feuchtigkeit. Die in dieser feuchten Luft gespeicherte latente Wärme stellt eine wesentliche Energiequelle für die Monsunzirkulation dar. Beim vertikalen Aufstieg innerhalb der ITKZ wird die Verdunstungswärme durch Kondensation freigesetzt und senkt dadurch den vertikalen Temperaturgradienten. Dies führt sowohl zu einer Erhöhung der vertikalen Ausdehnung der Zirkulation als auch zu einer Vergrößerung des horizontalen Druckgradienten in der oberen Troposphäre und somit zu einer Verstärkung des ausgleichenden Rücktransports der aufgestiegenen Luftmassen. Hierdurch ergibt sich eine Verstärkung des Energietransports im Vergleich zu einer kondensationsfreien Zirkulation (Webster, 1987).

Neben diesen vier Hauptfaktoren spielt für die charakteristische Ausprägung der asiatischen Monsunzirkulation auch die Orographie eine wichtige Rolle (Paeth, 2006). So wirkt beispielsweise das Hochland von Tibet und die Gebirgskette des Himalaya als Barriere für die aus Süden anströmenden Luftmassen des Sommermonsuns. Gleichzeitig ist das Hitzetief, welches sich im Sommer über dem Hochland von Tibet ausbildet, mitverantwortlich für die starke nördliche Verlagerung der ITKZ. Das Hochland von Tibet spielt auch eine wesentliche Rolle bei der Ausbildung des Tropischen Ostjets in der oberen Troposphäre. Dieser ist ein wichtiger Bestandteil der Monsunzirkulation, da er einen Teil der aufgestiegenen Luftmassen abtransportiert und somit für einen Massenausgleich sorgt. Er bildet sich infolge der starken Erwärmung des asiatischen Kontinentes, welche zu einer Umkehr des meridionalen Temperaturgradienten führt und wird von dem Höhenhoch über dem Hochland von Tibet (über dem Hitzetief am Boden) zusätzlich angetrieben (Paeth, 2006; Yanai und G.-X. Wu, 2006). Aufgrund der Notwendigkeit der Inversion des Temperaturgradienten für die Ausbildung des Tropischen Ostjets wird dieser nur in den Sommermonaten beobachtet.

Ein wichtiges Element, welches die Intensität des Sommermonsuns bestimmt, ist die Oberflächentemperatur des Ozeans. Diese beeinflusst die Verdunstung und damit die Menge an Feuchtigkeit, welche der Atmosphäre zur Verfügung gestellt wird. Hierin äußert sich die wesentliche Einflussnahme des ENSO-Phänomens (El Niño-Southern Oscillation) auf die interannuläre Variabilität des Monsuns (Shukla und Paolino, 1983; R. Huang und Y. Wu, 1989; Webster und Yang, 1992). Die Wirkung des ENSO-Phänomens auf die asiatischen Monsunzirkulation variiert regional (R. Huang und Y. Wu, 1989; R. Wu und B. Wang, 2000; B. Wang et al., 2001). Eine genaue Kenntnis der Oberflächentemperatur des Ozeans und die Berücksichtigung seiner Wechselwirkungen mit der Atmosphäre sind daher entscheidend für die Abschätzung der Intensität des Sommermonsuns. Neben der ENSO haben auch weitere Phänomene einen Einfluss auf die Monsunzirkulation. Beispiele hierfür sind die quasi-zweijährige troposphärische Oszillation (Nicholls, N., 1978; Mooley und Parthasarathy, 1984) oder die Madden-Julian-Oszillation (MJO) (Madden und Julian, 1971). Diese tragen ebenfalls zur komplexen räumlichen und zeitlichen Struktur des asiatischen Monsunphänomens bei (Webster et al., 1998; B. Wang und Fan, 1999; R. Wu und B. Wang, 2000; Goswami, 2005).

Neben der komplexen zeitlichen Variabilität weist das asiatische Monsunphänomen verschiedene regionale Charakteristika auf. Anhand der spezifischen regionalen Zirkulation des Sommermonsuns und der beobachteten zeitlichen Entwicklung des Niederschlags wird daher eine Zerlegung des gesamten Monsunsystems in einzelne Teilsysteme vorgenommen (Webster, 1987; B. Wang und LinHo, 2002; Chang et al., 2005; Ding und Chan, 2005). Eines dieser Teilsysteme stellt der indische Monsun dar (Gadgil, 2003). Wie man anhand von Abbildung 1.22 sehen kann, variiert die großräumige Luftdruckverteilung und die damit verbundene Position der ITKZ über dem indischen Subkontinent im Jahresverlauf deutlich. Im Winter kommt es

infolge der Abkühlung des asiatischen Kontinents zur Bildung eines kontinentalen Kältehochs. Über dem indischen Subkontinent führt der entstehende Druckgradient zwischen dem asiatischen Kontinent und der tropischen Tiefdruckrinne zu trocken-kalten Winden aus nordöstlicher Richtung (Wintermonsun). Durch die Barrierewirkung des Hochlands von Tibet ist der Wintermonsun jedoch weniger stark ausgeprägt als über Ostasien (Saha, 2009). Im Verlauf des Frühlings und Sommers wandert die innertropische Konvergenzzone in nördliche Richtung. Im Gegensatz zum trocken-kalten Wintermonsun führt der Sommermonsun feuchte Luftmassen aus den angrenzenden Meeren, wie dem Indischen Ozean und dem Pazifik, mit sich. Eine wichtige dynamische Komponente stellt der Findlaterjet (Findlater, 1970) über dem westlichen Indischen Ozean dar, welcher große Mengen feuchter Luft aus der südlichen Hemisphäre nach Norden transportiert und in die ITKZ konvergiert. Eine weitere, den Äquator überquerende, Luftströmung befindet sich südlich des Golfs von Bengalen (B. Wang et al., 2001; Ding und Chan, 2005). Die beiden Strömungen stellen den westlichen und den östlichen Ast des indischen Sommermonsuns dar. Im östlichen Ast bilden sich innerhalb des Monsuntrogs über dem Golf von Bengalen sogenannte Monsun-Depressionen, welche in nordwestlicher oder nordöstlicher Richtung wandern und dabei an Intensität gewinnen können. Diese sind für einen Teil der Niederschläge über Nordindien verantwortlich (Goswami, 2005).

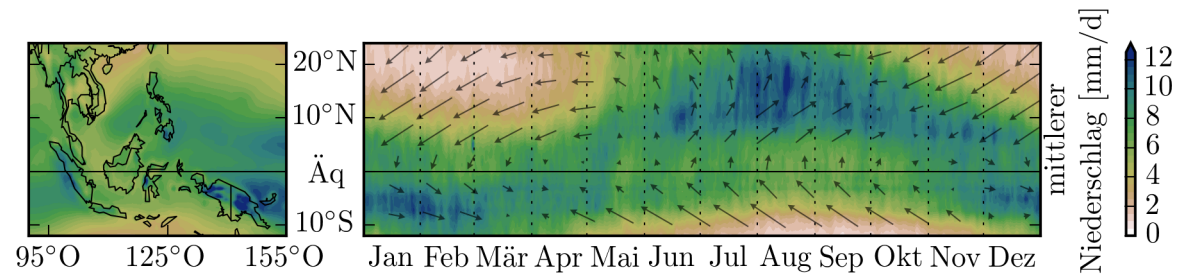
Ein weiteres Teilsystem stellt der Monsun über dem sogenannten Maritimen Kontinent dar. Damit wird die Region um die Inselgruppe Indonesiens bezeichnet (Chang et al., 2005). Im Unterschied zum indischen Monsun wird das jährliche Niederschlagsmaximum hier im Winter der Nordhemisphäre beobachtet (siehe Abbildung 1.21). Eine wichtige dynamische Komponente des Monsuns über dem Maritimen Kontinent ist der äquatorüberquerende Nordwestwind, welcher im Winter durch den Druckgradienten zwischen dem kontinentalen Hoch über dem asiatischen Kontinent und der ITKZ angetrieben wird. Aufgrund der äquatornahen Lage ist in der Region ganzjährig eine hohe konvektive Aktivität zu beobachten. Durch ein komplexes Zusammenwirken der großskaligen Strömung, der lokalen Land-See-Zirkulation und der Orographie der Inseln kommt es in einigen Regionen zu Abweichungen vom dargestellten Jahresgang (Chang et al., 2005).

Die letzten beiden Teilsysteme sind der Monsun über dem westlichen Nordpazifik und der ostasiatische Monsun (B. Wang und LinHo, 2002). Wie frühere Studien gezeigt haben stehen die Zirkulationssysteme des Maritimen Kontinents und insbesondere die beiden Systeme des ostasiatischen Sommermonsuns und des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik in enger Verbindung (Nitta, 1987; B. Wang et al., 2001). Aufgrund der fehlenden Barrierewirkung des Hochlands von Tibet kann die gesamte Monsunzirkulation über Ostasien weiter in nördliche Richtung wirken und tritt dort im Sommer in Wechselwirkung mit dem Zirkulationssystem der mittleren Breiten. Der Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik bezeichnet dabei die rein tropische Komponente. Der ostasiatische Sommermonsun stellt hingegen die nördliche Erweiterung dar. Aufgrund seiner Wechselwirkung spricht man beim ostasiatischen Monsun von einem gekoppelten tropisch-subtropischen Monsun (Fu et al., 2008).

Die Region CORDEX-Ostasien stellt gewissermaßen einen Schnittpunkt der vier genannten Teilsysteme des asiatischen Monsunphänomens dar. Aufgrund der definierten Grenzen der Region kann jedoch das großräumige Zirkulationssystem des westlichen Astes des indischen Monsuns und der Monsun über dem Maritimen Kontinent nicht vollständig erfasst werden. Daher wird im Rahmen dieser Arbeit nur das gekoppelte Monsunsystem des ostasiatischen Monsuns und des Monsuns über dem westlichen Nordpazifik näher betrachtet. Um einen besseren Einblick in die saisonale Entwicklung der Zirkulation in den betreffenden Gebieten zu erhalten, werden im Folgenden zwei Monsungebiete definiert und näher betrachtet. Dies sind die südostasiatische Monsunregion und die philippinisch-ostasiatische Monsunregion.



## 1. Einleitung



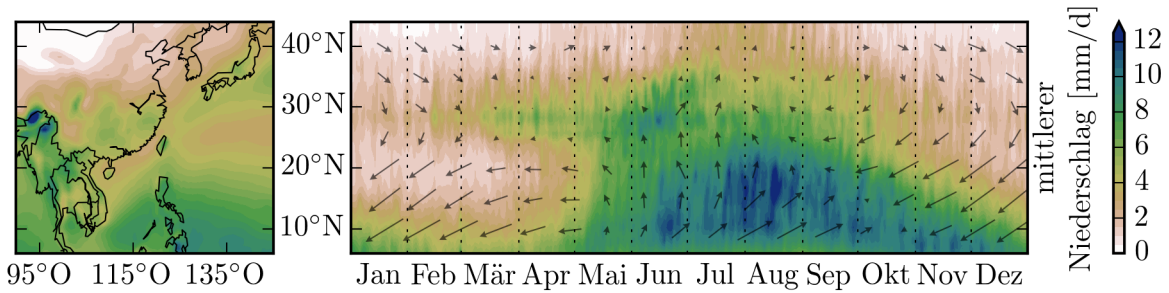
**Abbildung 1.23.:** Hovmöller-Diagramm des Niederschlags für die südostasiatische Monsunregion, definiert über einen Ausschnitt von 90° O bis 155° O und 13° S bis 25° N. Die mittleren Tagesniederschläge wurden aus der ERA-Interim Reanalyse für den Zeitraum von 1981 bis 2010 bestimmt.

### Südostasiatische Monsunregion

Die südostasiatische Monsunregion umfasst das Monsunsystem über dem Maritimen Kontinent und den Monsun über dem westlichen Nordpazifik. Sie wird im Rahmen dieser Arbeit für einen Ausschnitt von 90° O bis 155° O und 13° S bis 25° N definiert. Zu der Region zählen Indochina, die Philippinen, Indonesien und Papua-Neuguinea. Wie man anhand von Abbildung 1.23 erkennen kann, zeichnet sich die Region durch eine Zweiteilung des Jahresganges des Niederschlags aus. Nördlich des Äquators ergibt sich ein Jahresgang mit feuchten Nord Sommern und relativ trockenen Nordwintern, während südlich des Äquators genau umgekehrte Verhältnisse herrschen. Diese räumliche Trennung spiegelt jeweils den Einfluss der beiden Monsunsysteme des Monsuns über dem Maritimen Kontinent und über dem westlichen Nordpazifik wider.

Abbildung 1.23 offenbart auch einen weiteren systematischen Unterschied zwischen den beiden Monsunsystemen. Südlich des Äquators zeigt sich ab Anfang März ein langsames Nachlassen der Niederschläge zusammen mit einem stetigen Rückzug in nördlicher Richtung. Ab Anfang Oktober bewegt sich das Niederschlagsband wiederum in südlicher Richtung und es kommt zu einer langsamen Zunahme der Niederschläge. Nördlich von 10° N, im Einflussgebiet des Monsunsystems des westlichen Nordpazifik, zeigt sich hingegen ein sprunghafter Anstieg der Niederschläge Ende Mai, gefolgt von einer raschen nordwärtigen Erweiterung. Dem entgegen kommt es ab Anfang Oktober zu einem langsamen und stetigen Rückzug der Monsunniederschläge. Diese asymmetrische zeitliche Entwicklung ist ein wesentliches Merkmal des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik (Chang et al., 2005; Z. Wang und Chang, 2008).

Die ersten Monsunniederschläge nördlich des Äquators setzen über der Halbinsel von Indochina ein (Ding und Chan, 2005; Fu et al., 2008). Dort beobachtet man auch die größten Jahressummen von bis zu 3500 mm. Die Regenzeit über Indochina dauert von Mai bis Oktober. Gespeist werden die Niederschläge zum größten Teil aus dem Golf von Bengalen. Die feuchte Luft vom Golf von Bengalen konvergiert zusammen mit dem äquatorüberquerenden Luftstrom (siehe Abbildung 1.22) aus der Südhemisphäre in den sogenannten Monsuntrog über dem Südchinesischen Meer. Dieser stellt gewissermaßen das zentrale Aktionszentrum des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik dar. Er ist durch eine großskalige zyklonale Zirkulation in der unteren Troposphäre gekennzeichnet (B. Wang et al., 2001). In ihm bilden sich Monsun-Depressionen, welche in Richtung des asiatischen Kontinents wandern und dabei an Intensität gewinnen können (Saha, 2009). Die Intensität der konvektiven Aktivität innerhalb des Monsuntrogs wird durch die Position und die Stärke des Hochs über dem zentralen Nordpazifik (das sogenannte westpazifische subtropische Hoch, WPSH) beeinflusst (Fu et al., 2008). Darüber hinaus besteht ein Zusammenhang zwischen der konvektiven Aktivität inner-



**Abbildung 1.24.:** Hovmöller-Diagramm des Tagesniederschlags für die philippinisch-ostasiatische Monsunregion, definiert über einen Ausschnitt von  $90^{\circ}$  O bis  $145^{\circ}$  O und  $5^{\circ}$  N bis  $45^{\circ}$  N. Die mittleren Tagesniederschläge wurden aus der ERA-Interim Reanalyse für den Zeitraum von 1981 bis 2010 bestimmt.

halb des Monsuntrogs und der Niederschlagsbildung nördlich und südlich des Südchinesischen Meeres. So bewirkt eine verstärkte Aktivität verminderte Niederschläge über Westindonesien und über Südchina (Nitta, 1987; R. Wu und B. Wang, 2000; B. Wang et al., 2001).

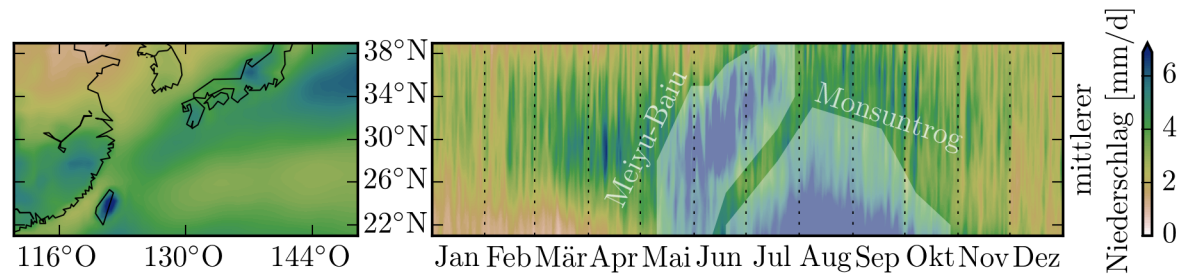
### Philippinisch-ostasiatische Monsunregion

Die philippinisch-ostasiatische Monsunregion umfasst das gekoppelte Monsunsystem des ostasiatischen Monsuns und das Monsunsystem des westlichen Nordpazifiks (Nitta, 1987; Lau et al., 2000; R. Wu und B. Wang, 2000; B. Wang et al., 2001). Sie wird im Rahmen dieser Arbeit für einen Ausschnitt von  $90^{\circ}$  O bis  $145^{\circ}$  O und  $5^{\circ}$  N bis  $45^{\circ}$  N definiert. Sie stellt gewissermaßen die nördliche Erweiterung der zuvor betrachteten südostasiatischen Monsunregion dar.

Abbildung 1.24 zeigt die saisonale Entwicklung des Niederschlags über der Region. Anhand der Abbildung lässt sich wiederum der schnelle nördliche Vormarsch der Monsunniederschläge des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik ab Anfang Mai erkennen. Mitte Juli erreichen die Niederschläge ihre nördlichste Position um  $35^{\circ}$  N bis  $40^{\circ}$  N und ziehen sich ab September langsam in südlicher Richtung zurück (asymmetrischer Verlauf). Die Niederschläge des Sommermonsuns setzen vor dem Beginn der Regenzeit über dem indischen Monsungebiet ein (Ding und Chan, 2005). Dies ist mit der unterschiedlichen Land-Meer-Verteilung und einer räumlich differenzierten Erwärmung des Hochlands von Tibet im Frühling zu erklären. Dabei erwärmt sich die östliche Seite des Hochlands schneller als die westliche, so dass sich die ITKZ im Osten früher in nördlicher Richtung verlagert (Yanai und G.-X. Wu, 2006).

Im Winter bewirken die trocken-kalten Nordwest- und Nordostwinde vom asiatischen Kontinent nur geringe Niederschläge in der Region. Der Beginn des Sommermonsuns ist durch einen Wechsel der primären Windrichtung charakterisiert. Wie man an Abbildung 1.22 sehen kann, wechselt die Richtung des bodennahen Windes im Sommer (JJA) auf Süd bzw. Südwest. Dadurch stellt sich der notwendige Transport von feuchtwarmer Luft vom Indischen Ozean und dem Golf von Bengalen ein und es bildet sich die oben beschriebene zyklonale Zirkulation über dem südchinesischen Meer aus (Monsuntrog). Noch vor der Bildung des Monsuntrogs wird die feuchtwarmer Luft an der Westflanke des WPSH nach Norden transportiert, wo sie auf trockenkalte Luft vom asiatischen Kontinent trifft. An der Luftmassengrenze formiert sich die sogenannte Meiyu-Front (Ninomiya und Akiyama, 1992; Ding und Chan, 2005). In ihr manifestiert sich die direkte Wechselwirkung der tropischen Monsunzirkulation mit dem Zirkulationssystem der mittleren Breiten. Entlang der Frontalzone bilden sich meso-

## 1. Einleitung



**Abbildung 1.25.:** Das Hovmöller-Diagramm analog zu Abbildung 1.24 für die ostasiatische Monsunregion, definiert über den Ausschnitt von  $110^{\circ}$  O bis  $150^{\circ}$  O und  $20^{\circ}$  N bis  $40^{\circ}$  N. Zur Orientierung sind die Niederschläge des Meiyu-Baiu Regenbandes und des Monsuntrogs durch die weiß schattierten Bereiche angedeutet.

kalige (Ausdehnung von 1000 km bis 3000 km) Zyklone bis hin zu sogenannten mesoskaligen konvektiven Systemen (Wallace und Hobbs, 2006), welche für die ergiebigen Niederschläge in der Zeit vor dem Eintreffen des Sommermonsuns von Südchina bis Japan verantwortlich sind. Das mit der Meiyu-Front assoziierte Regenband wird als Meiyu-Baiu Regenband bezeichnet. In Abbildung 1.24 ist das Meiyu-Baiu Regenband von Mitte Mai bis Mitte Juli um  $30^{\circ}$  N erkennbar. Es ist ein wesentliches Merkmal des ostasiatischen Sommermonsuns.

Um einen detaillierteren Einblick in die zeitliche Entwicklung des ostasiatischen Sommermonsuns zu erhalten, ist in Abbildung 1.25 der saisonale Verlauf der Niederschläge für einen Ausschnitt von  $110^{\circ}$  O bis  $150^{\circ}$  O und  $20^{\circ}$  N bis  $40^{\circ}$  N dargestellt. Wie man deutlich erkennen kann, ist die Region durch zwei Niederschlagsmaxima gekennzeichnet. Diese sind mit der Niederschlagsbildung innerhalb der Meiyu-Front und des Monsuntrogs assoziiert.

Die Meiyu-Front bildet sich in den Monaten von Ende April bis Anfang August und verläuft annähernd parallel zu den Breitenkreisen von der östlichen Flanke des Hochlands von Tibet über Südchina und Japan bis in den westlichen Nordpazifik, auf einer Länge von einigen tausend Kilometern. Die Tiefdruckgebiete wandern entlang der Front in Richtung Osten. Einzelne Zyklone bilden sich auch innerhalb des Sichuanbeckens und führen zu den hohen Niederschlägen an dessen Beckenorographie (Ding und Chan, 2005).

Eine Besonderheit der Meiyu-Front besteht darin, dass sie sich im Verlauf des Sommers in nördlicher Richtung verschiebt. Zeitlich vor und nach dem Durchgang der Front sind nur verminderte Niederschläge zu erkennen. Ende Juli bis Anfang August verschwindet die Meiyu-Front in ihrer nördlichsten Position bei ca.  $40^{\circ}$  N (Ninomiya und Akiyama, 1992). Mitte Juni erreichen die Niederschläge des Monsuntrogs, infolge des nordöstlichen Rückzugs des WPSH (Lau und Yang, 1997), den südlichen Teil der Region und es kommt erneut zu einer Zunahme der Niederschläge. Diese Monsunniederschläge reichen bis zur Südspitze Japans (Ende August). Durch den zeitlichen und räumlichen Versatz des Meiyu-Baiu Regenbandes zu den Niederschlägen des Monsuntrogs bilden sich in den Regionen von Südchina bis Japan zwei Regenzeiten aus, welche durch eine kurze Trockenepisode getrennt sind. Dies erklärt die in Abbildung 1.21 gezeigte Saisonalität des Niederschlags über Südjapan.



## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

Kern der vorliegenden Arbeit ist die systematische Kalibrierung und Evaluierung der beiden regionalen Klimamodelle CCLM und STARS für die Region CORDEX-Ostasien. Zu diesem Zweck sollen im folgenden Kapitel die Grundlagen für die Kalibrierung und Evaluierung vorgestellt werden. Dabei wird unter anderem auf die zu untersuchenden Variablen, die damit verbundenen Referenzdatensätze und die zur Auswertung verwendeten statistischen Verfahren eingegangen.

Ziel der Evaluierung ist es, die Glaubwürdigkeit eines Modells umfassend einzuschätzen. Im Rahmen der Klimamodellierung kann man zwei verschiedene Methoden zur Einschätzung der Glaubwürdigkeit eines Klimamodells unterscheiden (IPCC, 2007):

- Prüfung auf Systemebene:
  - Langzeitstudien (z. B. Reproduktion des Paläoklimas)
  - Mittelzeitstudien zur Reproduktion eines quasi-stationären vorindustriellen Klimas
  - Nahzeitstudien mit genauen und hochaufgelösten Beobachtungsdaten aus der Instrumentenära
- Prüfung auf Komponentenebene:
  - Untersuchung einzelner physikalischer Parametrisierungen
  - Untersuchung numerischer Methoden
  - Analyse des Parameterraumes (der physikalischen Parametrisierungen und der numerischen Methoden)
  - Analyse von verschiedenen Teilmodellen des Gesamtsystems (Ozeanmodell, Kryosphärenmodell, etc.)

Die Evaluierung beschränkt sich meist auf einzelne der genannten Methoden. Entscheidend bei der Wahl ist die konkrete wissenschaftliche Fragestellung (beispielsweise den Einbau oder die Veränderung einer physikalischen Parametrisierung oder einer numerischen Methode) und das verwendete Modell.

Bei allen Ansätzen werden die Simulationen des Modells mit einem Referenzdatensatz verglichen, um die Glaubwürdigkeit quantitativ einzuschätzen. Dabei handelt es sich meist um einen Beobachtungsdatensatz oder einen von Beobachtungen abgeleiteten Datensatz (Reanalyse). Es wird in der Regel implizit angenommen, dass der Referenzdatensatz das untersuchte System bestmöglich abbildet. Ein alternativer Referenzdatensatz oder Fehlerabschätzungen zur Verifikation dieser Annahme stehen meist nicht zur Verfügung.

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte Evaluierung beschränkt sich auf die Analyse des Nahzeitraumes. Die gesamte Evaluierung besteht aus einer Vielzahl von einzelnen Validierungen mit jeweils verschiedenen statistischen Maßen und Variablen. Will man auf Basis dieser Einzelvalidierungen die Glaubwürdigkeit von mehreren Modellen oder Simulationen bewerten,

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

so sind sogenannte Gütekennzahlen ein Mittel, um eine zeitnahe und komprimierte Einschätzung erhalten. Gütekennzahlen bieten sich insbesondere im Rahmen der Kalibrierung des statistischen Modells STARS an, da durch dessen geringe Rechenzeitanforderung eine Vielzahl von Parametereinstellungen geprüft werden können. Aufgrund der individuellen Anforderungen an die Evaluierung wurde im Rahmen dieser Arbeit ein neues System von Gütekennzahlen entwickelt. Das entwickelte Evaluierungsschema wird im nachfolgenden Kapitel bei der Kalibrierung der beiden regionalen Klimamodelle CCLM und STARS angewendet.

### 2.1. Variablen und statistische Maße

Die atmosphärische Zirkulation stellt ein komplexes nicht-lineares System dar, zu dessen Beschreibung eine Vielzahl von Variablen benötigt werden. Das System soll von den beiden regionalen Klimamodellen CCLM und STARS hinsichtlich seiner klimatischen Eigenschaften abgebildet werden. Durch die Evaluierung soll festgestellt werden, wie gut das Klima von den Modellen abgebildet wird. Aus pragmatischen Gründen und aufgrund der Beschränkungen der Modelle oder der Referenzdatensätze muss die Evaluierung auf einen diskreten Unter- raum des Klimasystems begrenzt werden (Taylor, 2001). Dies geschieht durch eine Auswahl von bestimmten Variablen und statistischen Maßen, welche im Folgenden vorgestellt werden sollen.

#### 2.1.1. Auswahl der Variablen

Die wesentlichste Einschränkung der Evaluierung betrifft die Auswahl von bestimmten Variablen. Diese richtet sich unter anderem nach ihrer Relevanz zur Beschreibung des Systemzustandes, der Verfügbarkeit von Referenzdaten, der Wichtigkeit im etwaigen Nutzungsfeld der Simulationen (z. B. als Antrieb für Wirkungsmodelle) oder der Einfachheit der Ergebnisinterpretation. Im Rahmen dieser Arbeit werden die Temperatur, der Niederschlag und der Luftdruck als Variablen zur Evaluierung der Modelle verwendet. Die kleinste betrachtete zeitliche Auflösung stellen Tageswerte dar.

#### Temperatur

Die Temperatur ist eine zentrale Größe der Thermodynamik und Meteorologie. Betrachtet man ein festes Stoffvolumen im thermodynamischen Gleichgewicht, so steht die Temperatur im Zusammenhang mit der mittleren kinetischen Energie der enthaltenen Teilchen (Stöcker, 2000; Demtröder, 2003). Somit lassen sich durch die Lufttemperatur Rückschlüsse auf den Energiegehalt der Atmosphäre ziehen.

Im Rahmen dieser Arbeit wird die bodennahe Lufttemperatur, gemessen in einer Höhe von 2 m über dem Erdboden, zur Evaluierung verwendet. Als Einheit wird sowohl Grad Celsius ( $^{\circ}\text{C}$ ) als auch die SI-Einheit Kelvin (K) benutzt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird  $^{\circ}\text{C}$  stets im Zusammenhang mit absoluten Werten und K bei Differenzen von Temperaturen verwendet. Neben dem Tagesmittel der Temperatur ( $T_{\text{mit}}$ ) geht auch das Tagesmaximum ( $T_{\text{max}}$ ) und Tagesminimum ( $T_{\text{min}}$ ) in die Evaluierung ein.

In den meisten Modellen und Reanalysen ergibt sich die 2 m-Temperatur aus einer Interpolation zwischen der Temperatur am Erdboden und der Temperatur der untersten Atmosphärenschicht (Simmons et al., 2004; Doms et al., 2011). Im Falle der Notwendigkeit einer Höhenkorrektur aufgrund einer unterschiedlichen Geländehöhe zwischen Referenz und Modell wird ein konstanter vertikaler Temperaturgradient von  $a = -0.0065 \text{ K/m}$  angenommen (Kraus, 2004;

Etling, 2008). Die Annahme eines konstanten vertikalen Temperaturgradienten entspricht einer Näherung der realen Verhältnisse. Der Fehler, welcher aus dieser Näherung resultiert, wird in Abschnitt 2.3.1 qualitativ untersucht.

## Niederschlag

Unter Niederschlag versteht man in der Meteorologie das Ausscheiden von kondensiertem Wasserdampf aus der Atmosphäre in flüssiger oder fester Form (Kraus, 2004). Neben der Temperatur stellt der Niederschlag, aufgrund seiner Wirkung auf die Biosphäre, eine der wichtigsten Größen für die Klimafolgenforschung dar. Die verschiedenen Niederschlagsarten sind durch eine hohe räumliche und zeitliche Variabilität gekennzeichnet. Darüber hinaus resultiert der Niederschlag aus einem komplexen Bildungsprozess, wobei eine Vielzahl von Entstehungsmechanismen für die verschiedenen Arten existieren (von Storch et al., 1999; Schönwiese, 2008). Daher stellt sowohl die Messung als auch die Modellierung des Niederschlags eine große Herausforderung dar.

In der vorliegenden Arbeit werden nur fallende Niederschlagsarten betrachtet. Dabei findet keine weitere Unterscheidung (etwa in Regen, Schnee oder Hagel) statt. Als Einheit für den Niederschlag oder die Niederschlagsmenge  $N$  wird Millimeter (mm) verwendet. Dies ist äquivalent zu einem Wasservolumen von einem Liter pro Quadratmeter. Für die Niederschlagsrate wird die Niederschlagsmenge pro Tag mm/d verwendet.

## Luftdruck auf Meereshöhe

Eine weitere zentrale Größe in der thermodynamischen Beschreibung der Atmosphäre ist der Luftdruck. Der atmosphärische Luftdruck in einer gegebenen Höhe über dem Erdboden ist definiert als die Gewichtskraft pro Flächeneinheit, der sich senkrecht darüber befindlichen Luftsäule (Wallace und Hobbs, 2006). Nach der Navier-Stokes-Gleichung (1.1) sind räumliche Differenzen des Luftdrucks ein wesentlicher Antrieb für das Zustandekommen der atmosphärischen Zirkulation. Bezogen auf die Klimafolgenforschung besitzt der Luftdruck ein nachrangiges Interesse (Schönwiese, 2008).

Der atmosphärische Luftdruck  $p$  ist unter anderem von der Höhe der betrachteten Schicht abhängig. Aus diesem Grund ist es sinnvoll für die Evaluierung eine feste Referenzhöhe zu definieren. In der vorliegenden Arbeit wurde das Meeresniveau (NormalNull, NN,  $z = 0$  m) als Referenzhöhe gewählt. Sofern die Modellausgabe oder der Referenzdatensatz keinen Luftdruck auf Meeresniveau enthält, wird dieser durch die barometrische Höhenformel bei konstantem vertikalen Temperaturgradienten aus dem Luftdruck in der gegebenen Höhe  $z$  ermittelt:

$$p(0) = p(z) \cdot \left(1 + \frac{az}{T(z)}\right)^{\frac{gM_A}{Ra}}. \quad (2.1)$$

Dabei ist  $p(z)$  und  $T(z)$  der Luftdruck und die Temperatur auf der Ausgangshöhe  $z$ ,  $M_A$  die mittlere molare Masse feuchter Luft<sup>1</sup> ( $0.02875 \text{ kg mol}^{-1}$ ),  $g$  die Standard-Erdbeschleunigung ( $9.81 \text{ ms}^{-2}$ ),  $R$  die universelle Gaskonstante ( $8.3145 \text{ J K}^{-1} \text{ mol}^{-1}$ ) und  $a$  der oben definierte vertikale Temperaturgradient ( $-0.0065 \text{ K m}^{-1}$ ). Gleichung (2.1) gilt streng für eine Atmosphäre im hydrostatischem Gleichgewicht zusammen mit einer linearen Abnahme der Temperatur mit der Höhe. Darüber hinaus werden  $M_A$ ,  $R$ ,  $g$  und  $a$  über die gesamte Atmosphäre als konstant angenommen. Analog zur 2 m-Temperatur wird der Fehler, welcher aus dieser Annahme

<sup>1</sup>Für den Wasseranteil der Luft wurde ein mittlerer Wert von 2% angenommen.

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

resultiert in Abschnitt 2.3.1 qualitativ untersucht. Der Luftdruck  $p$  wird im Rahmen dieser Arbeit mit der Einheit hPa angegeben.

### 2.1.2. Auswahl der statistischen Maße

Um die Modellsimulationen mit der Referenz zu vergleichen, wurden eine Reihe von statistischen Maßen ausgewählt. Da sich die Evaluierung auf die klimatologischen Eigenschaften beschränkt, wurden Maße ausgewählt, welche das mittlere Verhalten oder die statistischen Verteilungseigenschaften der Zeitreihen widerspiegeln. Um den Aufwand für die Auswertung gering und übersichtlich zu halten, wird beispielsweise auf die Untersuchung von zeitlichen Extrema verzichtet. Im Folgenden wird eine Zeitreihe<sup>2</sup>  $x(t) \equiv x_t$  mit Werten der Variablen  $x$  zu diskreten Zeitpunkten  $t$  betrachtet. Zur Anwendung der statistischen Maße soll die Zeitreihe  $x_t$  oder die Residuen des damit assoziierten Linearmodells  $\hat{e}_t$  als eine Realisierung eines stationären ergodischen stochastischen Prozesses  $X_t$  angenommen werden<sup>3</sup> (von Storch et al., 1999). Diese Annahme vereinfacht die Interpretation und die Bestimmung der statistischen Signifikanz. Der Fehler, welcher aus dieser Annahme resultiert wird im Rahmen dieser Arbeit vernachlässigt. Wie die einzelnen Zeitpunkte  $t$  definiert sind (beispielsweise Tageswerte, Monatswerte oder Jahreswerte), soll vorerst offen gelassen werden. Die statistischen Maße werden stets über einen gegebenen Zeitraum  $\mathcal{T}$  erhoben.

#### Arithmetischer Mittelwert

Der Mittelwert stellt das einfachste verwendete statistische Maß dar. Im Rahmen dieser Arbeit wird das arithmetische Mittel verwendet. Setzt man Ergodizität und schwache Stationarität der Zeitreihe voraus, so ist das arithmetische Mittel ein erwartungstreuer Schätzer für den Erwartungswert der Zeitreihe (von Storch und Zwiers, 1999). Das arithmetische Mittel der Zeitreihe für einen Zeitraum  $\mathcal{T}$  ist folgendermaßen definiert:

$$\bar{x} = \frac{1}{N_{\mathcal{T}}} \sum_{t \in \mathcal{T}} x_t \quad \text{mit} \quad N_{\mathcal{T}} = \sum_{t \in \mathcal{T}} 1. \quad (2.2)$$

Dabei wird implizit angenommen, dass jeder Zeitpunkt die gleiche Gewichtung besitzt, so dass  $N_{\mathcal{T}}$  die Anzahl der Zeitpunkte  $t$  innerhalb des Zeitraumes  $\mathcal{T}$  angibt.

#### Linearer Trend

Falls man eine lineare Abhängigkeit der Variablen  $x_t$  vom Zeitpunkt  $t$  vermutet, so können die Parameter der linearen Funktion durch eine lineare Regression geschätzt werden (Hartung et al., 2009). Ist die Linearität nur näherungsweise erfüllt, so kann man folgendes Linearmodell ansetzen:

$$x_t = \hat{x}_t + \hat{e}_t = \hat{m} \cdot t + \hat{c} + \hat{e}_t. \quad (2.3)$$

Dabei repräsentieren  $\hat{m}$  und  $\hat{c}$  die Schätzungen des Anstiegs und der Verschiebungskonstante sowie  $\hat{e}_t$  die Abweichung der Zeitreihe vom geschätzten linearen Zusammenhang (Residuen).

---

<sup>2</sup>Die betrachteten Variablen sind allgemein kontinuierliche Felder in Raum und Zeit (Kraus, 2004). Die statistischen Maße beziehen sich primär auf die Zeitabhängigkeit, lassen sich jedoch auch in räumlicher Dimension anwenden.

<sup>3</sup>In diesem Fall können die Werte  $x_t$  bzw.  $\hat{e}_t$  als unabhängige Stichprobenziehungen aus einer gemeinsamen Verteilung angesehen werden.

Im Rahmen dieser Arbeit werden die beiden Regressionsparameter ( $\hat{m}$  und  $\hat{c}$ ) mittels der Methode der kleinsten Quadrate (Ordinary Least Squares, OLS) ermittelt (Press et al., 2007):

$$\min_{\hat{m}, \hat{c}} \sum_{t \in \mathcal{T}} (x_t - \hat{x}_t)^2 = \min_{\hat{m}, \hat{c}} \sum_{t \in \mathcal{T}} \hat{e}_t^2, \quad (2.4)$$

wonach  $\hat{m}$  und  $\hat{c}$  so zu wählen sind, dass die Summe der quadratischen Abweichungen minimiert wird. Unter den sogenannten Gauss-Markov Annahmen lässt sich zeigen, dass Gleichung (2.4) einen minimalvarianten linearen erwartungstreuen Schätzer darstellt (Wooldridge, 2012). In diesem Fall sind die Residuen  $\hat{e}_t$  als Realisierung eines stationären stochastischen Prozesses aufzufassen. Konkret ergeben sich daraus für die Regressionsparameter folgende Bestimmungsformeln:

$$\hat{m} = \frac{\sum_{t \in \mathcal{T}} (x_t - \bar{x})(t - \bar{t})}{\sum_{t \in \mathcal{T}} (t - \bar{t})^2}, \quad (2.5)$$

$$\hat{c} = \bar{x} - \hat{m} \cdot \bar{t}. \quad (2.6)$$

Diese Gleichungen werden innerhalb des Modells STARS verwendet, um die Regressionsparameter der Simulationsreihe zu bestimmen (siehe Abschnitt 1.4.2). In die Evaluierung der Modelle fließt nur der durch Gleichung (2.5) geschätzte Trend  $\hat{m}$  ein.

### Varianz

Die Varianz dient als statistisches Maß zum Einschätzen der zeitlichen Variabilität der Zeitreihe. Für eine gegebene Zeitreihe  $x_t$  kann die Varianz durch die korrigierte Stichprobenvarianz (Hartung et al., 2009) geschätzt werden:

$$s^2 = \frac{1}{N_{\mathcal{T}} - 1} \sum_{t \in \mathcal{T}} (x_t - \bar{x})^2. \quad (2.7)$$

Diese stellt einen erwartungstreuen Schätzer der Varianz der Grundgesamtheit im Falle der Ergodizität und schwachen Stationarität der Zeitreihe  $x_t$  dar. Die in Gleichung (2.7) definierte korrigierte Stichprobenvarianz wird im Folgenden als Gesamtvarianz der Zeitreihe bezeichnet. Falls die Zeitreihe  $x_t$  einem linearen Trend folgt, so kann man mit Hilfe von Gleichung (2.3) eine Zerlegung der korrigierten Stichprobenvarianz vornehmen:

$$\frac{1}{N_{\mathcal{T}} - 1} \sum_{t \in \mathcal{T}} (x_t - \bar{x})^2 = \frac{1}{N_{\mathcal{T}} - 1} \sum_{t \in \mathcal{T}} (\hat{x}_t - \bar{x})^2 + \frac{1}{N_{\mathcal{T}} - 1} \sum_{t \in \mathcal{T}} (x_t - \hat{x}_t)^2. \quad (2.8)$$

Dabei entspricht der erste Summand der korrigierten Stichprobenvarianz der lineare Komponente  $\hat{x}_t$  und der zweite Summand der korrigierten Stichprobenvarianz der trendbereinigten Zeitreihe  $x_t - \hat{x}_t$ .

Da der geschätzte Trend  $\hat{m}$  bereits in die Evaluierung eingeht, erscheint es als unzweckmäßig, die Gesamtvarianz als statistisches Maß für die Variabilität der Zeitreihe zu wählen, da in diesem Fall die lineare Zeitreihenkomponente sowohl in der Validierung des Trends als auch der Varianz berücksichtigt würde. Aus diesem Grund wird die trendbereinigte korrigierte Stichprobenvarianz der Residuen als statistisches Maß für die zeitliche Variabilität verwendet:

$$\tilde{s}^2 = \frac{1}{N_{\mathcal{T}} - 1} \sum_{t \in \mathcal{T}} (x_t - \hat{x}_t)^2 = \frac{1}{N_{\mathcal{T}} - 1} \sum_{t \in \mathcal{T}} (\hat{e}_t)^2. \quad (2.9)$$

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

Diese wird im Folgenden als natürliche Varianz der Zeitreihe bezeichnet. Die Wurzel aus der natürlichen Varianz entspricht der in Abschnitt 1.4.2 verwendeten trendbereinigten korrigierten Stichprobenstandardabweichung.

### Bestimmung der Signifikanz

Im Rahmen der Evaluierung werden Differenzen zwischen der Zeitreihe der Modellsimulation und der jeweiligen Referenz für die oben beschriebenen statistischen Maße berechnet. Anhand der zeitlichen Variabilität der beiden Zeitreihen, kann man der berechneten Differenz eine Signifikanzaussage zuordnen (Hartung et al., 2009). Hierfür wird anhand einer angenommenen oder geschätzten Wahrscheinlichkeitsverteilung der Elemente der Zeitreihen eine Nullhypothese  $H_0$  gegen eine Alternativhypothese geprüft. Die Nullhypothese wird verworfen, wenn ihre Irrtumswahrscheinlichkeit  $\alpha$  einen vorher definierten Wert überschreitet.

Im Rahmen dieser Arbeit wird in der Regel die Nullhypothese einer verschwindenden Differenz ( $H_0 : \Delta = 0$ ) getestet. Dabei wurde in allen Fällen ein Signifikanzniveau von 5 % festgelegt. Um die Nullhypothese ohne eine parametrische Verteilungsannahme zu formulieren, wurde die Methode des Monte-Carlo Bootstrapping verwendet (Efron, 1979; Efron und Tibshirani, 1986). Bei diesem Verfahren werden wiederholt per Zufall Elemente aus der Stichprobe (Zeitreihe) gezogen und durch diese eine neue Stichprobe (von gleichem Umfang) gebildet. Anschaulich entspricht dies einer künstlichen Wiederholung der Messung oder Simulation. An dieser künstlichen Stichprobe kann nun ebenfalls das interessierende statistische Maß (z. B. Mittelwert oder Varianz) berechnet werden. Durch eine vielfache Wiederholung dieses Vorgehens erhält man eine Verteilung für dieses statistische Maß, welche die Grundgesamtheit approximiert. Unabhängig von der Länge der Zeitreihen werden 10000 Wiederholungen durchgeführt um diese Verteilung zu bilden.

Die Bootstrapping-Methode lässt sich auf einfache Weise auf ein Modellensemble<sup>4</sup> anwenden, um Analog zur Fehlerfortpflanzung (Hartung et al., 2009) Aussagen zur Signifikanz unter Berücksichtigung der Ensembleschwankung und der zeitlichen Variabilität zu erhalten. Zur Anwendung der Methode werden unabhängig und identisch verteilte Zeitreihenelemente und Ensemblemitglieder benötigt (Zwiers, 1990; von Storch und Zwiers, 1999). Dies wird bei den hier verwendeten Modellensembles und der Betrachtung von Jahreswerten angenommen.

### Prüfung der bivariaten Verteilungen durch den zwei-dimensionalen Kolmogorow-Smirnow-Test

Im Hinblick auf die Ausführungen in Abschnitt 1.4.4 zu den Grenzen des Modells STARS sollen auch die bivariaten Verteilungen von verschiedenen Variablenkombinationen verglichen werden. Hierfür wurde eine Variante des 2-dimensionalen Kolmogorow-Smirnow-Tests nach Fasano und Franceschini (1987) verwendet. Analog zum 1-dimensionalen Fall wird dabei der maximale Abstand der kumulativen Verteilungsfunktionen  $d_{\max}$  zwischen zwei Datensätzen ermittelt. Im Unterschied zur ursprünglichen Formulierung nach Peacock (1983) wird die kumulative Verteilungsfunktion hier von den einzelnen Datenpunkten ausgehend bestimmt. Da sich die kumulative Verteilungsfunktion in mehr als einer Dimension nicht eindeutig bestimmen lässt, handelt es sich bei  $d_{\max}$  nur um eine Abschätzung der Differenz der Stichproben. Beim durchgeführten Vergleich wird  $d_{\max}$  nur als eine Kennzahl verwendet, unabhängig von der Signifikanz des erreichten Wertes. Ein Teil der verwendeten Algorithmen stammt aus Press et al. (2007).

<sup>4</sup> Wie es beispielsweise durch das statistische Modell STARS erzeugt werden kann.

Datensatz	Variable	Bemerkung
CRU-TS3.21	2 m-Temperatur	keine zeitliche Homogenisierung
GPCC-FD v6	Niederschlag	keine zeitliche Homogenisierung
TRMM 3B42	Niederschlag	Land und Meer
HadSLP2f	Luftdruck auf Meeresniveau	Kombination aus HadSLP2 und HadSLP2r

**Tabelle 2.1.:** Zusammenfassung der zur Evaluierung verwendeten Referenzdatensätze.

## 2.2. Referenzdatensätze

Um die Glaubwürdigkeit der Modellrechnungen einschätzen zu können, müssen für die verschiedenen Variablen Referenzdatensätze definiert werden. Dabei handelt es sich im Wesentlichen um Beobachtungsdatensätze, welche das reale oder beobachtete Wettergeschehen bzw. Klima widerspiegeln. In der Regel werden hierfür Beobachtungen von meteorologischen Messstationen verwendet. Aufgrund der räumlichen Ausdehnung CORDEX-Ostasiens gestaltet sich die Nutzung von Stationsbeobachtungen als schwierig, da ein dichtes sowie räumlich und zeitlich homogen ausgefülltes Messnetz benötigt wird, um die Region umfassend abzubilden (siehe Abschnitt 1.4.4). Daher werden im Rahmen dieser Arbeit Gitterdatensätze als Referenz verwendet. Dabei handelt es sich um Datensätze, bei denen teils irreguläre Beobachtungsdaten mittels geeigneter Methoden auf ein reguläres Raum-Zeit-Gitter gebracht werden.

Die Evaluierung der Regionalmodelle soll sich auf die 2 m-Temperatur, den Niederschlag und den Luftdruck auf Meereshöhe beschränken. Für diese Variablen wurden drei verschiedene Referenzdatensätze ausgewählt. Dies sind der CRU-TS3.21 für die Temperatur, der GPCC-FD v6 für den Niederschlag und der HadSLP2f für den Luftdruck. In Einzelfällen wurde zudem der TRMM 3B42 Datensatz für den Niederschlag verwendet. Durch eine Kombination der ersten drei Datensätze lässt sich ein Evaluierungszeitraum von 1901 bis 2010 in monatlicher Auflösung abdecken. Die vier Datensätze sind in Tabelle 2.1 aufgelistet und sollen im Folgenden näher beschrieben werden.

Der CRU-TS Datensatz (Climatic Research Unit Time-Series) stellt den umfangreichsten der vier verwendeten Gitterdatensätze dar. Im Rahmen dieser Arbeit wird die Version CRU-TS3.21 verwendet (P. Jones und Harris, 2013). Diese umfasst Monatswerte von insgesamt 10 Variablen über einen Zeitraum von Januar 1901 bis Dezember 2012. Dabei wird hier jedoch nur die 2 m-Temperatur verwendet. Als Basis für die Erstellung des Datensatzes dienen meteorologische Messstationen von globalen und nationalen Anstalten sowie Literaturquellen (New et al., 1999; Harris et al., 2014). Die Qualitätssicherung der Eingangsdaten obliegt primär den jeweiligen Quellen. Eine zeitliche Homogenisierung oder Vervollständigung der Zeitreihen der einzelnen Stationsdaten findet nicht explizit statt. Eine entsprechende Vorbereitung der Stationsdaten durch den jeweiligen Datenlieferanten (in der Regel die nationalen meteorologischen Anstalten) kann jedoch erfolgt sein und wird bei der Erstellung des CRU-TS3.21 nicht geprüft. Im Gegensatz zu den Vorgängerversionen, wie CRU-TS2.x (Mitchell und P.D. Jones, 2005), kann dies zu Fehleinschätzungen des Trends und der Variabilität im CRU-TS3.21 führen. Der Fehler fällt zwar für die Temperatur gering aus, ist jedoch bei der Evaluierung zu beachten, da hiervon insbesondere Regionen mit geringer Stationsdichte wie etwa das Hochland von Tibet betroffen sind (Harris et al., 2014). Die Daten werden in einem Zwei-Schritt-Verfahren auf ein geographisches  $0.5^\circ$  Gitter interpoliert (New et al., 1999, 2000; Harris et al., 2014).

Als primäre Niederschlagsreferenz wird im Rahmen dieser Arbeit der GPCC-FD v6 (Global

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

Precipitation Climatology Center Full Data) Datensatz verwendet (Schneider et al., 2011). Gegenüber dem CRU-TS3.21, welcher ebenfalls ein Niederschlagsfeld enthält, basiert dieser auf einer deutlich höheren Anzahl an Messstationen und bildet damit die hohe räumliche Variabilität des Niederschlags potentiell besser ab (Harris et al., 2014). Der GPCC-FD v6 deckt einen Zeitraum von 1901 bis 2010 in monatlicher Auflösung global ab. Analog zum CRU-TS3.21 findet bei der Erzeugung des Datensatzes ein Zwei-Schritt-Interpolationsverfahren Anwendung (Meyer-Christoffer et al., 2011; A. Becker et al., 2013). Eine zeitliche Homogenisierung der eingehenden Stationsdaten findet ebenfalls nicht statt. Daher sollten Trend- und Varianzaussagen in Regionen mit zeitlich stark variierender Stationsdichte wie dem Hochland von Tibet mit Vorsicht behandelt werden. Der GPCC-FD v6 Datensatz beinhaltet nur Niederschläge über dem Land. Im Rahmen der Evaluierung wird in Einzelfällen jedoch der Niederschlag über dem Land und dem Meer benötigt. In diesen Fällen wird der TRMM 3B42 Datensatz verwendet. Dieser ist Resultat der Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) und basiert auf einer Vielzahl von Satellitenmessungen (Huffman et al., 2007). Der verwendete Datensatz umfasst einen Zeitraum von 1998 bis 2013 mit einer räumlichen Auflösung von  $0.25^\circ$ . Für die Evaluierung wurde dieser mittels bilinearer Interpolation auf ein geographisches  $0.5^\circ$  Gitter interpoliert.

Als Referenzdatensatz für den Luftdruck auf Meeressniveau dient der HadSLP Datensatz (Hadley Centre Sea Level Pressure). Dabei wurde auf zwei Versionen des Datensatzes zurückgegriffen: dem HadSLP2 (Allan und Ansell, 2006) und dem HadSLP2r (Parker, 2013) Datensatz. Ersterer umfasst den Zeitraum von Januar 1850 bis Dezember 2004. Um einen mit dem GPCC-FD v6 und dem CRU-TS3.21 konsistenten Zeitraum zu überdecken, wurde der HadSLP2 um den HadSLP2r Datensatz erweitert. Letzterer umfasst den Zeitraum von 2005 bis 2013. Bei der Kombination wurde nur eine Angleichung der Mittelwerte durchgeführt und auf eine Varianzanpassung verzichtet. Der kombinierte Datensatz erstreckt sich über den Zeitraum von 1850 bis 2013. Er wird im Folgenden als HadSLP2f Datensatz bezeichnet. Im Unterschied zum GPCC-FD v6 und CRU-TS3.21 Datensatz basiert HadSLP2f auf Beobachtungen von Land- und Seemesspunkten. Die Messungen werden in mehreren Schritten auf ein reguläres geographisches Gitter mit einer Auflösung von  $5^\circ$  interpoliert und Gitterpunkte ohne Werte aufgefüllt (Allan und Ansell, 2006). Um HadSLP2f für die Modellevaluation verwenden zu können, musste dieser auf das  $0.5^\circ$  Referenzgitter bilinear interpoliert werden (siehe Abschnitt 2.3.1). Bei der Auswertung der Modellsimulationen muss daher beachtet werden, dass der Referenzdatensatz nur Strukturen in der Größenordnung von  $5^\circ$  auflösen kann.

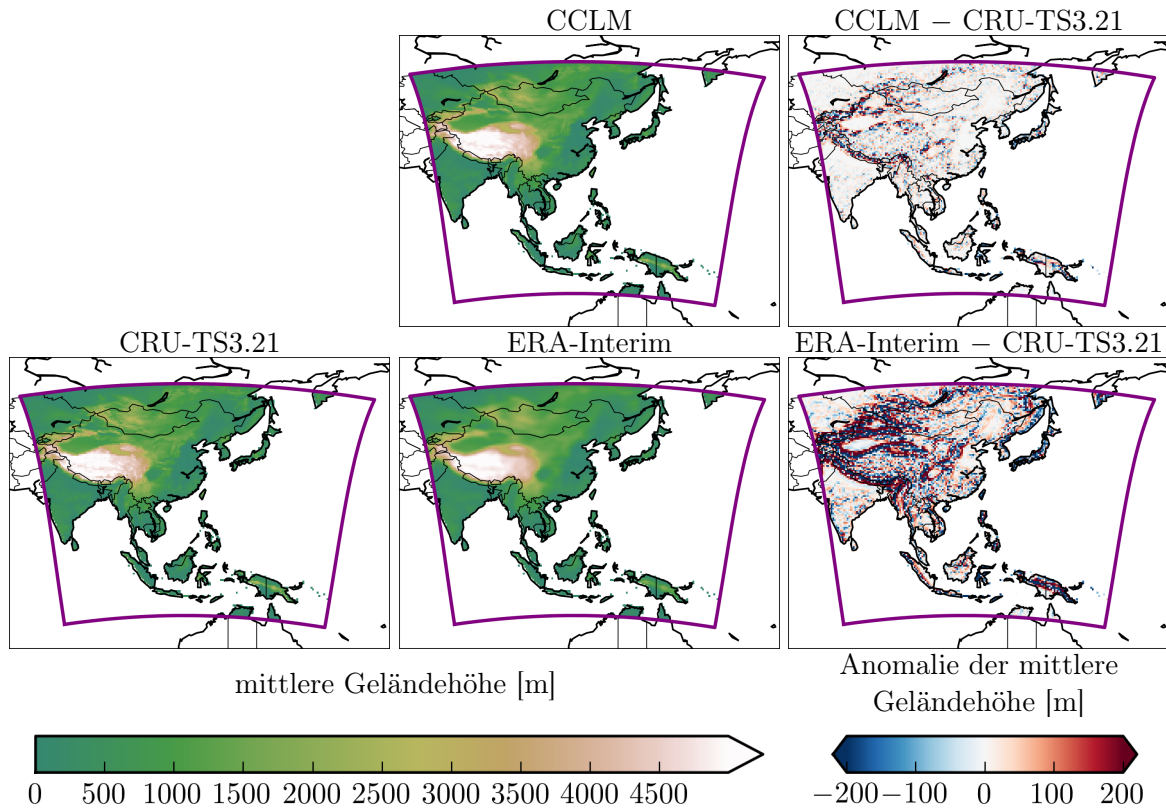
### 2.3. Räumliche und zeitliche Auflösung der Evaluierung

Nachdem in den vorherigen Abschnitten die Variablen, die statistischen Maße und die Referenzdatensätze für die Evaluierung eingeführt wurden, soll nun auf die spezifische Vorbereitung der Referenzdatensätze und Modellrechnungen eingegangen werden. Dabei wird die unter anderem die räumliche und zeitliche Auflösung sowie die Aufteilung der Region CORDEX-Ostasien in Teilregionen vorgestellt.

#### 2.3.1. Räumliche Vereinheitlichung der Datensätze

Für einen einheitlichen Vergleich wurden alle Datensätze (Modellsimulationen und Referenzdaten) auf ein reguläres geographisches Gitter (sphärisches Koordinatensystem) bilinear interpoliert. Die Auflösung dieses Referenzgitters beträgt  $0.5^\circ$ . Da die 2 m-Temperatur von der Topographiehöhe des jeweiligen Datensatzes abhängig ist, wurde für jeden Gitterpunkt eine



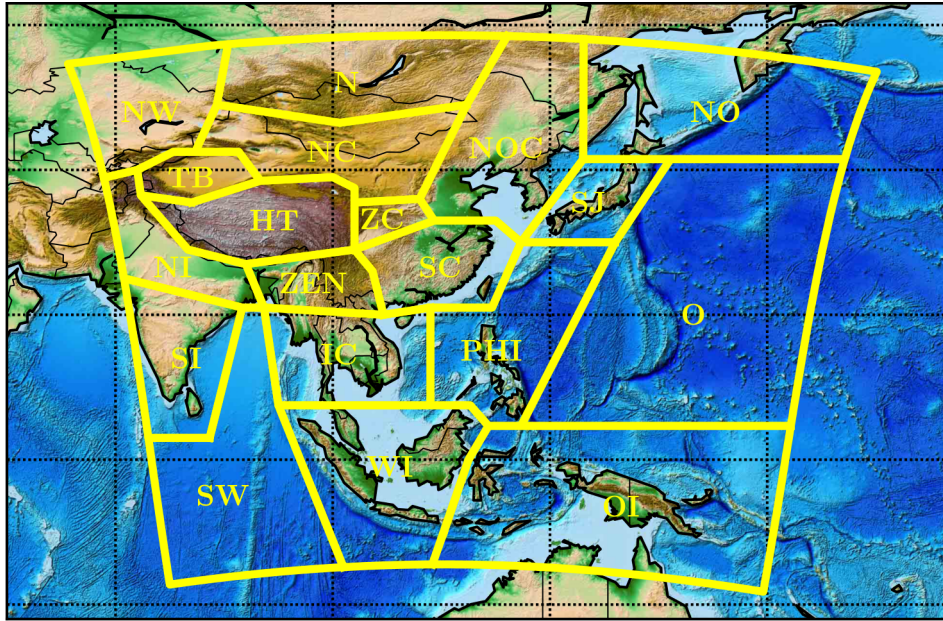


**Abbildung 2.1.:** Die Referenztopographie des CRU-TS3.21 Datensatzes (Links) sowie die mittlere Topographiehöhe für das Modell CCLM und die Reanalyse ERA-Interim (Mitte), nach einer bilinearen Interpolation auf das Referenzgitter. Die rechten Karten zeigen die Höhendifferenzen der interpolierten Topographien von CCLM und ERA-Interim zur Referenz.

Referenztopographie anhand der Topographie des CRU-TS3.21 Datensatzes definiert und eine Höhenkorrektur durchgeführt (siehe Abschnitt 2.1.1). Da die Höhenkorrektur selbst nur eine Näherung darstellt, resultiert aus diesem Vorgehen ein gewisser Fehler. Um eine qualitative Einschätzung der räumlichen Verteilung dieses Fehlers zu erhalten, ist in Abbildung 2.1 die Referenztopographie zusammen mit der Topographie des Modells CCLM und der ERA-Interim Reanalyse (siehe Abschnitt A.3.1) dargestellt. Große Differenzen zeigen sich vor allem im Bereich der Randgebirge des Hochlands von Tibet und des Tarimbeckens sowie auf Neuguinea. In diesen Regionen kann ein qualitativ großer Näherungsfehler angenommen werden. CCLM hat gegenüber ERA-Interim eine höhere Auflösung und somit eine deutlich geringere Abweichung zur Referenztopographie. Dementsprechend kann der Näherungsfehler bei CCLM als geringer angenommen werden.

Aufgrund der Begrenzungen der Referenzdatensätze können in einigen Fällen nur Landgitterpunkte betrachtet werden. Nach der bilinearen Interpolation auf das Referenzgitter ergibt sich vor allem in Küstennähe aufgrund der unterschiedlichen Auflösung und Land-See-Masken der Ausgangsgitter eine unterschiedliche Verteilung von Land- und Wasser-Gitterpunkten für die betrachteten Modelle und Datensätze. Aus diesem Grund wurde nach der Interpolation eine einheitliche Land-See-Maske über das Gebiet gelegt. Diese setzt sich zusammen aus der Land-See-Maske des CRU-TS3.21 und des GPCC-FD v6 Datensatzes. Auf diese Weise erhalten alle betrachteten Variablen und Datensätze die gleiche Definition von Land- und

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung



**Abbildung 2.2.:** Zerlegung der Region CORDEX-Ostasien in Teilregionen. Es wurden folgende Regionsbezeichnungen gewählt: NW - Nordwest, N - Nord, NOC - Nordost China, NO - Nordost, TB - Tarimbecken, NC - Nordchina, ZC - Zentralchina, SJ - Südjapan, O - Ost, HT - Hochland von Tibet, SC - Südchina, NI - Nordindien, SI - Südindien, ZEN - Zentrum, IC - Indochina, PHI - Philippinen, SW - Südwest, WI - Westindonesien, OI - Ostindonesien

Seegitterpunkten.

### 2.3.2. Zerlegung in Teilregionen

Um eine genauere Untersuchung der durchgeführten Simulationen zu ermöglichen, wird die Region CORDEX-Ostasien in 19 Teilregionen zerlegt. Abbildung 2.2 zeigt diese Teilregionen. Die Zerlegung ist subjektiv und richtet sich grob nach der Köppen-Geiger Klimaklassifikation (Köppen, 1936), um die geographischen und klimatischen Charakteristika Ostasiens zu berücksichtigen. Die räumliche Zerlegung findet nach der bilinearen Interpolation und Höhenkorrektur statt. Im Falle einer räumlichen Mittelung über eine Teilregion, wird eine Flächen gewichtung der enthaltenen Gitterzellen vorgenommen.

Für den Fall, dass nur Landgitterpunkte betrachtet werden, reduziert sich die Anzahl der Teilregionen auf 17, da die Regionen Ost (O) und Südwest (SW) in der verwendeten Land-See-Maske keine Landgitterpunkte enthalten.

### 2.3.3. Zeitliche Auflösung der Evaluierung

Die in Abschnitt 2.1.2 beschriebenen statistischen Maße sind allgemein für eine Zeitreihe  $x_t$  definiert. Dabei wurden sowohl die zeitliche Auflösung der Zeitreihe als auch der betrachtete Zeitraum  $\mathcal{T}$  nicht näher spezifiziert. Dies soll im Folgenden geschehen.

Die kleinste betrachtete zeitliche Auflösung, welche in die Evaluierung eingeht sind Tage (Tagesmittel oder Tagessummen). Aus den Tageswerten werden für jedes Jahr Monatsmittel, jahreszeitliche Mittelwerte und Jahresmittel berechnet. Die Monats- und Jahresmittel beziehen sich dabei auf das jeweilige Kalenderjahr, während die Saisonmittel am meteorologischen Jahr definiert sind. Ein meteorologisches Jahr beginnt im Dezember des kalendarischen Vorjahres.

Bei der Benennung der Jahreszeiten wird die meteorologische Definition für die Nordhalbkugel verwendet:

Frühling: März, April, Mai (MAM)  
Sommer: Juni, Juli, August (JJA)  
Herbst: September, Oktober, November (SON)  
Winter: Dezember, Januar, Februar (DJF)

Schalttage werden bei der Mittelwertbildung explizit berücksichtigt. Die Mittelwerte bilden die Ausgangsbasis für die Berechnung der verschiedenen statistischen Maße im Rahmen der Kalibrierung, Evaluierung sowie der Untersuchung der Projektionsrechnungen.

## 2.4. Gütekennzahlen zur Modellevaluierung

Nachdem in den vorherigen Abschnitten der Rahmen für den Modellvergleich vorgestellt wurde, sollen nun die einzelnen Elemente zu einem kompletten Evaluierungsschema verbunden werden. Dieses soll im nachfolgenden Kapitel Anwendung finden, um einen umfassenden Vergleich von verschiedenen Modellen oder Simulationen zu ermöglichen. Ziel der Evaluierung ist es die Güte eines Modells oder einer Modellkonfiguration gegenüber einem Referenzdatensatz einzuschätzen. Dabei soll die Güte umso höher eingeschätzt werden, je besser die Referenz durch das Modell reproduziert wird.

Die betrachteten Modelle erzeugen bei jeder Simulation eine Vielzahl von zeitabhängigen Felder verschiedener Variablen. Aufgrund der Komplexität des von den Modellen abgebildeten Klimasystems ist es unmöglich, die Güte eines Modells vollständig und eindeutig zu klassifizieren. Als erster Schritt wurde daher die Evaluierung auf bestimmte Variablen, statistische Maße sowie räumliche und zeitliche Skalen eingeschränkt. Für eine effektive Auswertung von einer Vielzahl von Simulationen zeigt sich diese Einschränkung jedoch als unzureichend. Vor allem im Hinblick auf das statistische Modell STARS, welches ein großes Ensemble an Simulationen erstellen kann<sup>5</sup>, muss eine weitere Komprimierung der Evaluierung vorgenommen werden, um eine zeitnahe Auswertung zu ermöglichen.

Zur weiteren Komprimierung bieten sich sogenannte Gütekennzahlen an. Im Rahmen dieser Arbeit wurden für die Simulationen verschiedene Gütekennzahlen bestimmt und verglichen. Zudem wurden auf Basis des, in den vorherigen Abschnitten vorgestellten, Rahmens neue Gütekennzahlen konstruiert. Im Folgenden sollen die verschiedenen etablierten Kennzahlen sowie das neu entwickelte Gütekennzahlensystem vorgestellt werden.

### 2.4.1. Etablierte Gütekennzahlen

Idealerweise sollte jeder Simulation eine einzelne Gütekennzahl zugeordnet werden. Zu diesem Zweck wurden in der Vergangenheit verschiedene Gütekennzahlen entwickelt (Willmott, 1982; Willmott et al., 1985; Watterson, 1996; F. Gerstengarbe et al., 2005; Ahrens und Walser, 2008; Kücken et al., 2009). Ziel dieser Kennzahlen ist es, die Leistungsfähigkeit der jeweiligen Simulation möglichst umfassend zu beschreiben. Aufgrund der Komplexität und Vielfalt der Modellausgabe ist die Ermittlung einer einzelnen Gütekennzahl jedoch nur durch Aggregation einer Vielzahl von Informationen möglich. Dabei ist zu bedenken, dass die Aggregation von Informationen in der Regel mit einem Informationsverlust verbunden ist, was zu Fehlinterpretationen führen kann (Gleckler et al., 2008). Zudem ist die Wahl der Aggregation

<sup>5</sup>Üblicherweise werden zwischen 10 und 1000 Simulationen erzeugt.

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

und der einfließenden Informationen stets subjektiv. Somit sind Gütekennzahlen, wie die Evaluierung selbst, stets an eine konkrete Fragestellung oder subjektive Einschätzung gebunden und machen keine universellen Aussagen über die Glaubhaftigkeit eines Modells (Taylor, 2001). Daher sind auch subjektive Beurteilungsverfahren durch Expertenmeinungen für die Einschätzung der Modellgüte gerechtfertigt (Bronstert et al., 2007). Dies führt zu einer Diversität von Gütekennzahlen, welche jedoch auch benötigt wird, um die Güte eines Modells umfassend einschätzen zu können und Fehleinschätzungen zu vermeiden (Knutti, 2010).

Die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Gütekennzahlen wurden primär im Kontext der numerischen Wettervorhersage entwickelt. Sie dienen zur Einschätzung der relativen Modellgüte (Murphy, 1988) und sind daher nur sinnvoll im Kontext eines Vergleichs zu verwenden (Brier und R. Allen, 1951). Die bloße Bestimmung der Kennzahlen ermöglicht noch keine Aussagen zur Glaubwürdigkeit des Modells. Diese ergeben sich erst im Vergleich mit anderen Modellen, einer klimatischen Referenz (Verbesserung der Vorhersage relativ zum mittleren Verhalten) oder einem definierten Standard (wie einer völlig zufällig generierten Zeitreihe). Die letzten beiden Vergleiche finden dabei in der Wettervorhersage Anwendung (Brier und R. Allen, 1951).

Im Wesentlichen werden zur Ermittlung einer Gütekennzahl mindestens zwei Informationen benötigt. Zum einen benötigt man eine Referenz, welche das bestmögliche Modellergebnis widerspiegelt. Dabei handelt es sich meist um Stationsbeobachtungen oder einen auf Beobachtungen basierenden Datensatz (beispielsweise einer Reanalyse). Zum anderen benötigt man einen Wert zur Skalierung der Gütekennzahl, falls diese auf einen beschränkten Wertebereich abgebildet werden soll. Als Skalierungsfaktor wird meist die Standardabweichung der Referenz oder die Rechnungen eines zweiten Modells verwendet (Murphy, 1988; Murphy und Epstein, 1989). Zur Bildung einer Gütekennzahl werden teils komplexe Konstruktionsvorschriften verwendet um eine gewünschte Eigenschaft zu erhalten (Mielke, 1984, 1985; Watterson et al., 1999; F. Gerstengarbe et al., 2005; Kücken et al., 2009).

Im Folgenden sollen vier verschiedene etablierte Gütekennzahlen vorgestellt werden. Dabei handelt es sich um den pearsonschen Korrelationskoeffizienten  $r$ , Taylors Gütekennzahl  $G^{(\text{Tay})}$ , Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_\gamma^{(\text{Wil})}$  und die relative Modelldifferenz  $G^{(\text{rel})}$ . Die Kennwerte können sowohl auf die räumliche als auch die zeitliche Dimension angewendet werden. Im Rahmen dieser Arbeit wird dabei nur die zeitliche Dimension betrachtet. Konkret wird stets die Modellzeitreihe einer Variablen  $[x_t]_M$  der Länge  $N_{\mathcal{T}}$  mit der jeweiligen Zeitreihe eines Referenzdatensatzes  $[x_t]_R$  für einen Gitterpunkt verglichen.

### Pearsonscher Korrelationskoeffizient

Der Korrelationskoeffizient ist ein wichtiges Element in der statistischen Datenanalyse (Rodgers und Nicewander, 1988). Er ist unter anderem ein Maß für die Ähnlichkeit zweier Zeitreihen. Im Rahmen dieser Arbeit wird der pearsonsche Korrelationskoeffizient (Hartung et al., 2009) verwendet. Dieser ist folgendermaßen definiert:

$$[r]_{MR} = \frac{\sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_M - [\bar{x}]_M) ([x_t]_R - [\bar{x}]_R)}{\sqrt{\sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_M - [\bar{x}]_M)^2 \cdot \sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_R - [\bar{x}]_R)^2}} = \frac{[s^2]_{MR}}{\sqrt{[s^2]_M \cdot [s^2]_R}}. \quad (2.10)$$

Dabei sind  $[s^2]_M$  und  $[s^2]_R$  die in Gleichung (2.7) definierten korrigierten Stichprobenvarianzen des Modells ( $M$ ) und der Referenz ( $R$ ). Im Einklang mit dieser Definition bezeichnet

$[s^2]_{MR}$  die korrigierte Stichprobenkovarianz:

$$[s^2]_{MR} = \frac{1}{N_{\mathcal{T}} - 1} \sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_M - [\bar{x}]_M) ([x_t]_R - [\bar{x}]_R) . \quad (2.11)$$

Der pearsonsche Korrelationskoeffizient nimmt einen Wertebereich zwischen  $-1$  und  $+1$  an und eignet sich somit ideal als Gütekennzahl. Der Wert  $+1$  bedeutet eine völlige Formgleichheit der beiden Zeitreihen. In diesem Fall gilt:

$$[x_t]_M - [\bar{x}]_M = c \cdot ([x_t]_R - [\bar{x}]_R) .$$

Ein Korrelationskoeffizient von  $+1$  bedeutet daher jedoch nicht zwangsläufig die Gleichheit der beiden Zeitreihen. Dies ist nur bei  $c = 1$  und  $[\bar{x}]_M = [\bar{x}]_R$  der Fall. Ein Korrelationskoeffizient nahe Null deutet darauf hin, dass beide Zeitreihen keinen statistischen Zusammenhang besitzen. Verwendet man  $[r]_{MR}$  als Gütekennzahl, so muss sein Verhalten bei Formähnlichkeit der Zeitreihen beachtet werden, da dies zu einer Überschätzung der Modellgüte im Falle eines Skalenunterschiedes ( $c \neq 1$ ) oder Bias ( $[\bar{x}]_M \neq [\bar{x}]_R$ ) führt (Watterson, 1996).

### Taylor's Gütekennzahl

Die von Taylor definierte Gütekennzahl (Taylor, 2001) versucht das Problem, der Überschätzung der Modellgüte durch den Korrelationskoeffizienten bei Formähnlichkeit, zu lösen. Dies geschieht durch eine geschickte Kombination des Korrelationskoeffizienten (2.10) mit den Stichprobenvarianzen (2.7). Taylor's Gütekennzahl ist folgendermaßen definiert:

$$G^{(\text{Tay})} = \frac{4(1 + [r]_{MR})}{\left( \sqrt{\frac{[s^2]_M}{[s^2]_R}} + \sqrt{\frac{[s^2]_R}{[s^2]_M}} \right)^2 (1 + [r]_0)} . \quad (2.12)$$

Der Parameter  $[r]_0$ , repräsentiert einen maximal erreichbaren Korrelationskoeffizienten. Durch ihn wird die chaotische Natur des betrachteten Systems berücksichtigt. Dabei wird angenommen, dass das Modell die Referenz nie exakt reproduzieren kann, da beispielsweise die Randbedingungen nicht beliebig genau bekannt sind. Zudem ist auch die Referenz in der Regel nicht exakt bekannt und besitzt einen Fehler. Somit sollte ein Korrelationskoeffizient von  $+1$  nicht real erreichbar sein. Statt dessen sollte schon ein  $[r]_{MR} \approx [r]_0 < +1$  auf ein Modell mit hoher Güte hinweisen. Da Taylor's Gütekennzahl hier zum relativen Vergleich von Modellergebnissen genutzt wird, ist die Wahl des Parameters frei und wurde auf  $[r]_0 = 1$  gesetzt<sup>6</sup>. Somit wird Taylor's Gütekennzahl hier verwendet als:

$$G^{(\text{Tay})} = \frac{2(1 + [r]_{MR})}{\left( \sqrt{\frac{[s^2]_M}{[s^2]_R}} + \sqrt{\frac{[s^2]_R}{[s^2]_M}} \right)^2} . \quad (2.13)$$

Die so definierte Gütekennzahl hat einen Wertebereich von 0 bis 1, wobei 1 eine bestmögliche Übereinstimmung der Zeitreihen angibt. Taylor's Gütekennzahl korrigiert die Überschätzung des Korrelationskoeffizienten bei einem Skalenunterschied zwischen Modell und Referenz ( $c \neq 1$ ). Da jedoch nur relative Differenzen eingehen, ist diese Gütekennzahl anfällig für einen systematischen Bias ( $[\bar{x}]_M \neq [\bar{x}]_R$ ).

<sup>6</sup>Für einen relativen Vergleich muss  $[r]_0$  nur für alle Modelle gleich sein.

### Willmotts Ähnlichkeitsindex

Betrachtet man zwei Zeitreihen, die sich nur durch einen konstanten Bias  $[\bar{x}]_M - [\bar{x}]_R$  unterscheiden, so zeigen sowohl der Pearsonsche Korrelationskoeffizient als auch Taylors Gütekennzahl eine bestmögliche Übereinstimmung. Der von Willmott (Willmott, 1982; Willmott et al., 1985) aufgestellte Ähnlichkeitsindex besitzt diese Fehleinschätzung nicht. Er basiert auf der Summe der absoluten Modellabweichungen:

$$\sum_{t \in \mathcal{T}} |[x_t]_M - [x_t]_R|. \quad (2.14)$$

Durch eine geeignete Normierung kann diese Summe auf einen endlichen Wertebereich beschränkt werden. Mit Hilfe der Dreiecksungleichung (Bronstein et al., 2001) kann man eine entsprechende Normierung konstruieren. Auf diese Weise ergibt sich Willmotts Ähnlichkeitsindex zu:

$$G_\gamma^{(\text{Wil})} = 1 - \frac{\sum_{t \in \mathcal{T}} |[x_t]_M - [x_t]_R|^\gamma}{\sum_{t \in \mathcal{T}} (|[x_t]_M - [\bar{x}]_R| + |[x_t]_R - [\bar{x}]_R|)^\gamma} \quad \text{mit } \gamma > 0. \quad (2.15)$$

Dabei wurde ein zusätzlicher Parameter  $\gamma$  eingeführt. Dieser erlaubt eine unterschiedliche Gewichtung der einzelnen Differenzen  $|[x_t]_M - [x_t]_R|$ . So bewirkt ein  $\gamma > 1$ , dass große Differenzen einen stärkeren Einfluss auf den Ähnlichkeitsindex haben als kleine. Die so konstruierte Gütekennzahl ist auf den Wertebereich  $[0, 1]$  beschränkt. Die Normierung hat den Nachteil, dass ein Wert  $G_\gamma^{(\text{Wil})}$  nahe 1 sowohl aus einer geringen Modellabweichung (2.14), als auch einer großen Variabilität des Modells und/oder der Referenz resultiert. Bei letzterem Fall führt Willmotts Ähnlichkeitsindex zu einer Fehleinschätzung der Modellgüte. Liegt die summierte Modellabweichung nahe an der kombinierten Abweichung (Normierung), so ergibt sich ein Wert nahe 0. Im Rahmen dieser Arbeit werden die beiden Ähnlichkeitsindizes  $G_1^{(\text{Wil})}$  und  $G_2^{(\text{Wil})}$  verwendet.

### Relative Modelldifferenz

Die hier vorgestellten Gütekennzahlen sollen im Kontext eines Modellvergleichs eingesetzt werden. Daraus resultiert die Überlegung diesen Vergleich explizit in die Bildung der Gütekennzahl einfließen zu lassen. In Anlehnung an Murphy (1988) kann man auf Basis der quadratischen Differenzen zweier Modellzeitreihen  $[x_t]_M$  und  $[x_t]_{M^*}$  zur Referenzzeitreihe  $[x_t]_R$  eine relative Modelldifferenz definieren:

$$G^{(\text{rel})} = 1 - \sqrt{\frac{\sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_M - [x_t]_R)^2}{\sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_{M^*} - [x_t]_R)^2}}. \quad (2.16)$$

Die relative Modelldifferenz hat den Wertebereich  $[1, \infty[$ . Der Nachteil der so definierten Gütekennzahl ist, dass Werte nahe 1 sowohl für kleine  $([x_t]_M - [x_t]_R)^2$ , als auch große  $([x_t]_{M^*} - [x_t]_R)^2$  erreicht werden können. Die Verwendung von quadratischen Abweichung führt zudem dazu, dass selbst geringe Abweichungen des Relativmodells  $M^*$  zur Referenz  $R$  zu einem großen Nenner und damit zu Kennzahlen nahe 1 führen können. Somit sollte man die relative Modelldifferenz nur im Fall ähnlicher Modellabweichungen nutzen:

$$\sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_M - [x_t]_R)^2 \approx \sum_{t \in \mathcal{T}} ([x_t]_{M^*} - [x_t]_R)^2. \quad (2.17)$$

Man kann zeigen, dass die relative Modelldifferenz  $G^{(\text{rel})}$  in einen Korrelationskoeffizienten und weitere Zusatzterme zerlegbar ist<sup>7</sup>, wobei die Zusatzterme die Überschätzung des Korrelationskoeffizienten bei Formähnlichkeit korrigieren.

### 2.4.2. Konzeption eines neuen Systems von Gütekennzahlen

Die bisher betrachteten Gütekennzahlen basieren auf dem pearsonschen Korrelationskoeffizient (2.10) oder einer Form der Modellabweichung (2.14). Durch sie findet ein direkter Vergleich jedes einzelnen Zeitpunktes der Modell- und Referenzzeitreihe statt. Will man die Zeitreihen hinsichtlich ihrer statistischen (klimatologischen) Eigenschaften vergleichen, so erscheinen diese Gütekennzahlen als unzweckmäßig. In diesem Fall würde sich der Vergleich auf einzelne Datenpunkte (beispielsweise dem Vergleich der Mittelwerte oder Varianzen über einen gegebenen Zeitraum), statt der gesamten Zeitreihe, beschränken.

Eine weitere Schwachstelle der bisher besprochenen Gütekennzahlen besteht darin, dass sie jeweils nur eine Komponente betrachten (eine Variable oder eine zeitliche Auflösung). Aufgrund der Komplexität des Systems sollte die Evaluierung jedoch möglichst viele Aspekte widerspiegeln (Gleckler et al., 2008; Knutti, 2010; Boo et al., 2011). Eine Möglichkeit dies mit den vorgestellten Gütekennzahlen zu erreichen, ist die gewichtete Mittelung über verschiedenen Gütekennzahlen. Da die oben vorgestellten Kennzahlen jedoch nicht-lineare Funktionen darstellen, ist eine Interpretation des Gesamtergebnisses schwierig. Aus diesem Grund soll im Folgenden ein neues Gütekennzahlensystem entwickelt werden. Dieses soll sowohl die Bedingung der Linearität (Aufbau aus linearen Funktionen) als auch der Komplexität (umfassende Evaluierung) erfüllen.

Bei der hier durchgeführten Evaluierung sollen die in Abschnitt 2.1.2 vorgestellten statistischen Maße im Vordergrund stehen. Diese sollen für verschiedene Variablen und zeitliche Auflösungen für jeden Gitterpunkt ausgewertet werden. Auf diese Weise soll eine möglichst umfassende Evaluierung durchgeführt werden, welche der Komplexität des modellierten Systems Rechnung trägt. Die Grundidee besteht darin, für jede Kombination aus Variable, statistischem Maß und zeitlicher Auflösung eine einzelne Gütekennzahl (Teilgütekennzahl) zu bestimmen und durch eine gewichtete Mittelung der Teilgütekennzahlen eine Gesamtgütekennzahl zu berechnen. Durch die Gewichtung soll die (subjektive) Wichtigkeit der einzelnen Komponenten vermittelt werden. Die konkrete Wahl der Gewichte wird in den folgenden Abschnitten vorgestellt. Für die Evaluierung sollen die univariaten statistischen Maße (Mittelwert, Varianz und Trend) getrennt von dem bivariaten Maß (2-dimensionaler Kolmogorow-Smirnow-Test) behandelt werden. Daher wird eine univariate Gesamtgütekennzahl  $G^{(\text{uni})}$  und eine bivariate Gesamtgütekennzahl  $G^{(\text{biv})}$ , zusammen mit den jeweiligen Teilgütekennzahlen als deren Komponenten, definiert.

Die Definition der einzelnen Teilgütekennzahlen  $g_\kappa$  orientiert sich an der relativen Modelldifferenz (2.16). Sie sind folgendermaßen aufgebaut:

$$g_\kappa = \begin{cases} 1 - \frac{|\kappa_M - \kappa_R|}{|\kappa_{M^*} - \kappa_R|} & , \text{ wenn } |\kappa_M - \kappa_R| < |\kappa_{M^*} - \kappa_R| \\ 0 & , \text{ sonst} \end{cases} . \quad (2.18)$$

Dabei stellen  $\kappa_M$ ,  $\kappa_R$  und  $\kappa_{M^*}$  den Wert eines statistischen Maßes für eine gegebene Variable und zeitliche Auflösung (z. B. das langjährige Mittel der Temperatur im März) für das zu

<sup>7</sup>Eine genaue Definition der Terme ist in Murphy und Epstein (1989) zu finden.

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

statistischer Kennwert:	Mittelwert $\bar{x}$ , natürliche Varianz $\tilde{s}^2$ , Trend $\hat{m}$	3
Variable:	$T_{\min}$ , $T_{\text{mit}}$ , $T_{\max}$ , $N$ und $p$	5
zeitliche Auflösung:	12 Monate, 4 Jahreszeiten, Jahr	17
		$3 \times 5 \times 17 = 255$

**Tabelle 2.2.:** Aufzählung der einzelnen Komponenten, welche in die univariate Gesamtgütekennzahl einfließen. Aus jeder Kombination von statistischem Kennwert, Variable und zeitlicher Auflösung wird eine univariate Teilgütekennzahl gebildet. Es ergeben sich insgesamt 255 univariate Teilgütekennzahlen. Die Definition der Variablen ist in Abschnitt 2.1.1 angegeben.

statistischer Kennwert:	$d_{\max}$ des 2-dimensionalen Kolmogorow-Smirnow-Test	1
Variablenkombination:	$(T_{\text{mit}}, N)$ , $(T_{\text{mit}}, p)$ , $(N, p)$ , $(T_{\min}, T_{\max})$	4
zeitliche Auflösung:	12 Monate, 4 Jahreszeiten, Jahr	17
		$1 \times 4 \times 17 = 68$

**Tabelle 2.3.:** Aufzählung der einzelnen Komponenten, welche in die bivariate Gesamtgütekennzahl einfließen. Aus jeder Variablenkombination und zeitlicher Auflösung wird eine bivariate Teilgütekennzahl gebildet. Es ergeben sich insgesamt 68 bivariate Teilgütekennzahlen. Die Definition der Variablen ist in Abschnitt 2.1.1 angegeben.

evaluierende Modell  $M$ , die Referenz  $R$  und das Relativmodell  $M^*$  dar. Der wesentliche Unterschied zur relativen Modelldifferenz besteht darin, dass nur ein einzelner Wert ausgewertet wird, anstatt einer ganzen Zeitreihe. Durch eine unterschiedliche Kombination aus statistischem Maß, Variable und zeitlicher Auflösung kann dabei eine Vielzahl von Teilgütekennzahlen bestimmt werden. In Tabelle 2.2 und 2.3 werden die einzelnen Komponenten, aus denen die Teilgütekennzahlen gebildet werden, aufgezählt. Für den univariaten Fall ergeben sich 255 und für den bivariaten Fall 68 verschiedene Teilgütekennzahlen.

Die Teilgütekennzahl  $g_\kappa$  wurde so konstruiert, dass sie bei festem  $\kappa_R$  und  $\kappa_{M^*}$  im Intervall  $0 < |\kappa_M - \kappa_R| < |\kappa_{M^*} - \kappa_R|$  einen streng linearen Verlauf besitzt. Somit geht die absolute Modellabweichung  $|\kappa_M - \kappa_R|$  linear in die jeweiligen Gesamtgütekennzahlen ein. Dies ermöglicht einen intuitiven Vergleich zwischen den Teilgütekennzahlen und eine einfachere Interpretation der Gesamtgütekennzahl. Die Teilgütekennzahlen besitzen den Wertebereich  $[0, 1]$ , wobei Werte nahe 1 für eine geringe Abweichung des Modells  $M$  von der Referenz  $R$  und/oder eine große Abweichung des Relativmodells  $M^*$  von der Referenz  $R$  gilt. Somit muss analog zur relativen Modelldifferenz (2.16) das Relativmodell in die Interpretation einbezogen werden. Die Abweichung  $|\kappa_{M^*} - \kappa_R|$  definiert die Kennzahlsschwelle, ab der  $g_\kappa$  einen von Null verschiedenen Wert annimmt.

Prinzipiell kann für die Bestimmung der Abweichung  $|\kappa_{M^*} - \kappa_R|$  ein einzelnes Relativmodell verwendet werden. Wie auch bei der relativen Modelldifferenz (2.16) geht die Güte des Relativmodells  $M^*$  implizit in die Güteberechnung des eigentlichen Modells  $M$  ein. Will man allgemeinere Aussagen zur Güte eines Modells machen, so ist diese Eigenschaft unerwünscht. In diesem Fall müsste das Relativmodell eine allgemeinere Einschätzung repräsentieren, wie beispielsweise den mittleren Bias einer Gruppe von Modellen anstatt den Bias eines einzelnen Modells. Um dies zu bewerkstelligen wurde ein künstliches Relativmodell erzeugt. Dieses setzt sich aus der kombinierten Einschätzung einer Vielzahl von Modellen zusammen. Konkret



Evaluierungszeitraum	$N_{\text{GCM}}$	Erklärung
1981–2000	39	Kalibrierung von STARS (Abschnitt 3.1)
1980–1989	39	Kalibrierung von CCLM (Abschnitt 3.2)

**Tabelle 2.4.:** Die Evaluierungszeiträume und die Anzahl der GCMs ( $N_{\text{GCM}}$ ), welche in die Berechnung des künstlichen Relativmodells  $M^*$  eingehen.

werden die Abweichung  $|\kappa_{\text{GCM}} - \kappa_R|$  für  $N_{\text{GCM}}$  GCMs (und ESMs) berechnet. Diese Abweichungen bilden eine Verteilung über das Modellensemble. Als künstliches Relativmodell wird das 90 %-Quantil dieser Verteilung gewählt. Wird dieses Relativmodell zur Bestimmung der Teilgütekennzahl (2.18) verwendet, so besitzt das Modell  $M$  eine von Null verschiedene Güte, wenn dessen absolute Abweichung von der Referenz kleiner als 10 % der größten Abweichungen des verwendeten Modellensembles ist.

Die Anzahl der GCMs (und ESMs) für die betrachteten Evaluierungszeiträume ist in Tabelle 2.4 zusammengefasst. Aufgrund der ähnlichen Zeiträume können für die Kalibrierung von CCLM und STARS die gleichen Globalmodelle verwendet werden. Eine Liste der verwendeten GCMs und ESMs findet sich in Abschnitt A.5.

Der gewählte Ansatz zur Bildung einer Gesamtgütekennzahl aus verschiedenen Teilgütekennzahlen versucht, die verschiedenen Teilaspekte des komplexen Klimasystems für die Evaluierung zu kombinieren. Aufgrund der großen Anzahl von Freiheitsgraden (255 und 68 Teilgütekennzahlen für jeden Gitterpunkt) ist der Einfluss einzelner Teilaspekte auf die Gesamtgütekennzahl gering. Um die Anwendbarkeit nachzuweisen wird daher in Abschnitt A.6 eine Prüfung der Gütekennzahlen durchgeführt. Im Folgenden soll die Bildungsvorschrift der univariaten und bivariaten Gesamtgütekennzahl näher betrachtet werden.

### Univariate Gütekennzahlen

Die univariaten Gütekennzahlen basieren auf den univariaten statistischen Maßen des Mittelwerts, der natürlichen Varianz und des linearen Trends. Diese drei Maße stellen die wichtigsten Kennwerte für die Validierung eines Modells dar (Willmott, 1982), daher werden die univariaten Gütekennzahlen als Hauptkriterium für die Einschätzung der Modellgüte verwendet. In Tabelle 2.2 werden die Komponenten der Teilgütekennzahlen zusammengefasst. Es wird jeweils eine Kombination aus statistischem Kennwert, Variable und zeitlicher Auflösung (Zeitraum) gewählt.

Wie in Abschnitt 2.3.3 beschrieben, werden die täglich aufgelösten Zeitreihen vor der Berechnung der statistischen Maße zeitlich gemittelt, so dass jährlich aufgelöste Zeitreihen entstehen. Die einzelnen zeitlichen Auflösungen bilden dabei Monats- und Jahresmittel für jedes Kalenderjahr sowie Saisonmittel für jedes meteorologische Jahr. Diese Mittelwerte bilden die Ausgangsbasis für die Berechnung der statistischen Maße der einzelnen Variablen (wie beispielsweise den Trend der Temperatur für den Monat Mai). Für jede Kombination wird eine univariate Teilgütekennzahl bestimmt. Abbildung 2.3 fasst den Ablauf zur Bestimmung der univariaten Teilgütekennzahlen zusammen.

Zählt man alle möglichen Kombinationen zusammen, so ergeben sich 255 einzelne Teilgütekennzahlen  $g_{\kappa}^{(\text{uni})}$ . Diese können nun durch eine gewichtete Mittelung in eine univariate Gesamtgütekennzahl  $G^{(\text{uni})}$  überführt werden.

2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

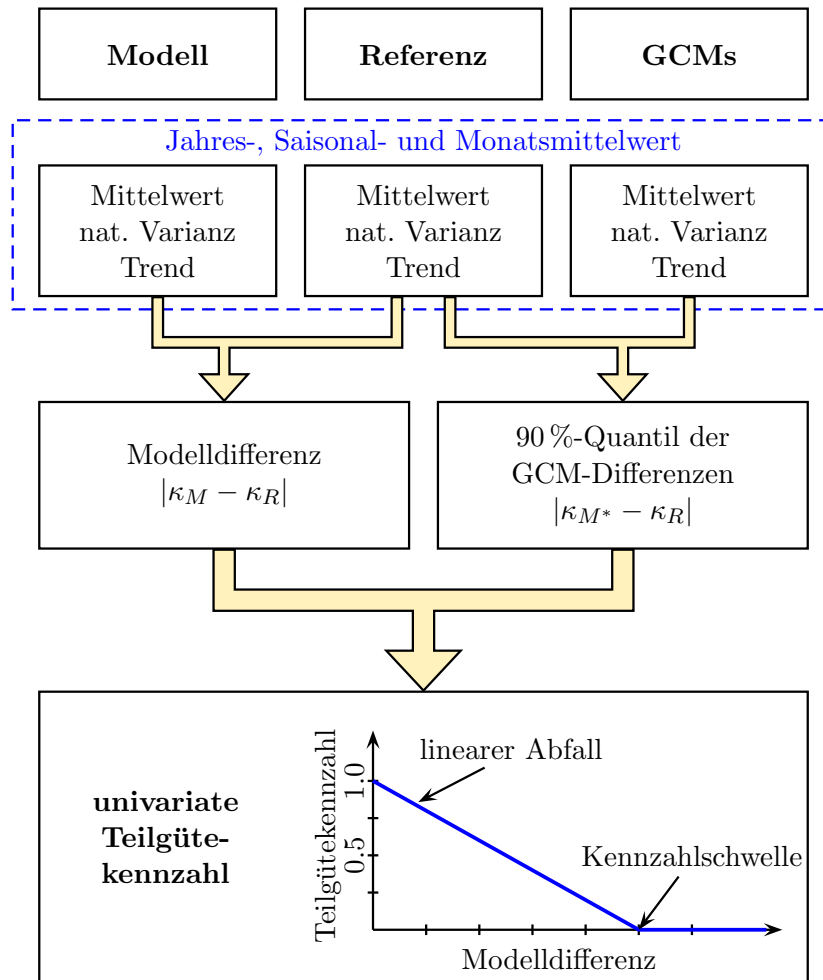


Abbildung 2.3.: Ablaufplan zur Ermittlung der univariaten Teilgütekennzahlen.

Nach einer (subjektiven) Einschätzung der Wichtigkeit der einzelnen Komponenten wurden folgende Gewichte gewählt:

statistischer Kennwert	Mittelwert $\bar{x} : \frac{2}{4}$	natürliche Varianz $\bar{s}^2 : \frac{1}{4}$	Trend $\hat{m} : \frac{1}{4}$
zeitliche Auflösung	je Saison : $\frac{3}{36}$	je Monat : $\frac{1}{36}$	Jahr : $\frac{12}{36}$
Variable	$T_{\min}$ und $T_{\max} : \frac{1}{8}$	$T_{\text{mit}}, N$ und $p : \frac{2}{8}$	

Damit lässt sich die univariate Gesamtgütekennzahl folgendermaßen berechnen:

$$G^{(\text{uni})} = \frac{12}{36} \cdot G_{\text{Jahr}}^{(\text{uni})} + \sum_{\text{Saison Sa}} \frac{3}{36} \cdot G_{\text{Sa}}^{(\text{uni})} + \sum_{\text{Monat Mo}} \frac{1}{36} \cdot G_{\text{Mo}}^{(\text{uni})}, \quad (2.19)$$

$$G_{\mathcal{T}}^{(\text{uni})} = \sum_{x=\{T_{\text{mit}}, N, p\}} \frac{2}{8} \cdot G_{x, \mathcal{T}}^{(\text{uni})} + \sum_{x=\{T_{\text{min}}, T_{\text{max}}\}} \frac{1}{8} \cdot G_{x, \mathcal{T}}^{(\text{uni})}, \quad (2.20)$$

$$G_{x, \mathcal{T}}^{(\text{uni})} = \frac{2}{4} \cdot g_{[\bar{x}]_M}^{\mathcal{T}} + \frac{1}{4} \cdot g_{[\bar{s}^2]_M}^{\mathcal{T}} + \frac{1}{4} \cdot g_{[\hat{m}_x]_M}^{\mathcal{T}}. \quad (2.21)$$

Dabei steht  $x$  für eine der fünf betrachteten Variablen ( $T_{\text{min}}$ ,  $T_{\text{mit}}$ ,  $T_{\text{max}}$ ,  $N$  oder  $p$ ) und  $\mathcal{T}$  für eine bestimmte zeitliche Auflösung (Jahr, eine Jahreszeit oder einen Monat). Die Gewichte bringen die subjektive Einschätzung zum Ausdruck, dass beispielsweise der Mittelwert gegenüber der Standardabweichung und dem Trend eine höhere Relevanz für die Bewertung der klimatischen Eigenschaften der Simulation besitzen soll. Zudem soll die Einschätzung anhand eines groben zeitlichen Zeitraumes (Jahre) einen höheren Stellenwert besitzen, als die Einschätzung einzelner Monate. Mit Hilfe der Gewichte können einzelne Komponenten zusammengefasst werden, um so eine individuelle univariate Gütekennzahl zu konstruieren. Ein Beispiel hierfür ist  $G_{\mathcal{T}}^{(\text{uni})}$ , welche eine Mittelung über alle statistischen Maße und Variablen für eine bestimmte zeitliche Auflösung (z. B. den Monat März) repräsentiert.

### Bivariate Gütekennzahlen

Die bisher vorgestellten Gütekennzahlen haben den Nachteil, dass sie nur univariate Zeitreihen betrachten und damit die Zusammenhänge zwischen verschiedenen Variablen nicht berücksichtigen. Die atmosphärische Zirkulation stellt jedoch ein hochdimensionales nicht-lineares System mit komplexen Kopplungen dar. Die Untersuchung einer einzelnen Variablen entspricht der Projektion des hochdimensionalen Phasenraums auf eine einzige Dimension und erlaubt somit keine Aussage zu den Kopplungen. So wird beispielsweise der wichtige Zusammenhang zwischen der Temperatur und dem Niederschlag (M. Allen und Ingram, 2002; Trenberth und Shea, 2005; Liu et al., 2012) vernachlässigt. Die bivariaten Gütekennzahlen wurden konstruiert, um dieses Defizit auszugleichen.

Für die Bestimmung der bivariaten Teilgütekennzahlen werden die bivariaten Verteilungen von jeweils zwei Variablen verglichen. Analog zu den univariaten Gütekennzahlen wird der Vergleich für Jahres-, Saisonal- und Monatswerte durchgeführt. Tabelle 2.3 fasst die einzelnen Komponenten zusammen. Die jeweiligen Variablenkombinationen spannen einen 2-dimensionalen Phasenraum auf. Das zu evaluierende Modell  $M$  und die Referenz  $R$  beschreiben eine bestimmte bivariate Verteilung in diesem Phasenraum. Um die Ähnlichkeit der beiden Verteilungen zu prüfen, wird ein 2-dimensionaler Kolmogorow-Smirnow-Test durchgeführt (siehe Abschnitt 2.1.2). Der Test liefert die maximale Differenz der kumulativen Verteilungsfunktionen  $d_{\text{max}}$  von Modell und Referenz. Die relative Lage der beiden Verteilungen soll bei diesem Vergleich nicht berücksichtigt werden. Daher werden die kumulativen Verteilungsfunktionen aus den Abweichungen vom jeweiligen klimatischen Mittel (Anomalien) gebildet<sup>8</sup>.

Als Relativmodell  $M^*$  wird, analog zu den univariaten Teilgütekennzahlen, das 90 %-Quantil der  $d_{\text{max}}$  der  $N_{\text{GCM}}$  Globalmodelle verwendet. Abbildung 2.4 fasst das Vorgehen zur Bestimmung der bivariaten Teilgütekennzahlen zusammen.

<sup>8</sup>Die beiden kumulativen Verteilungsfunktionen sind auf den Koordinatenursprung zentriert. Der Vergleich bezieht sich somit auf die Form der Verteilungen und nicht auf deren relative Lage. Eine Prüfung der relativen Lage geschieht bereits im Rahmen der univariaten Gütekennzahlen.

## 2. Vorbereitung der Kalibrierung und Evaluierung

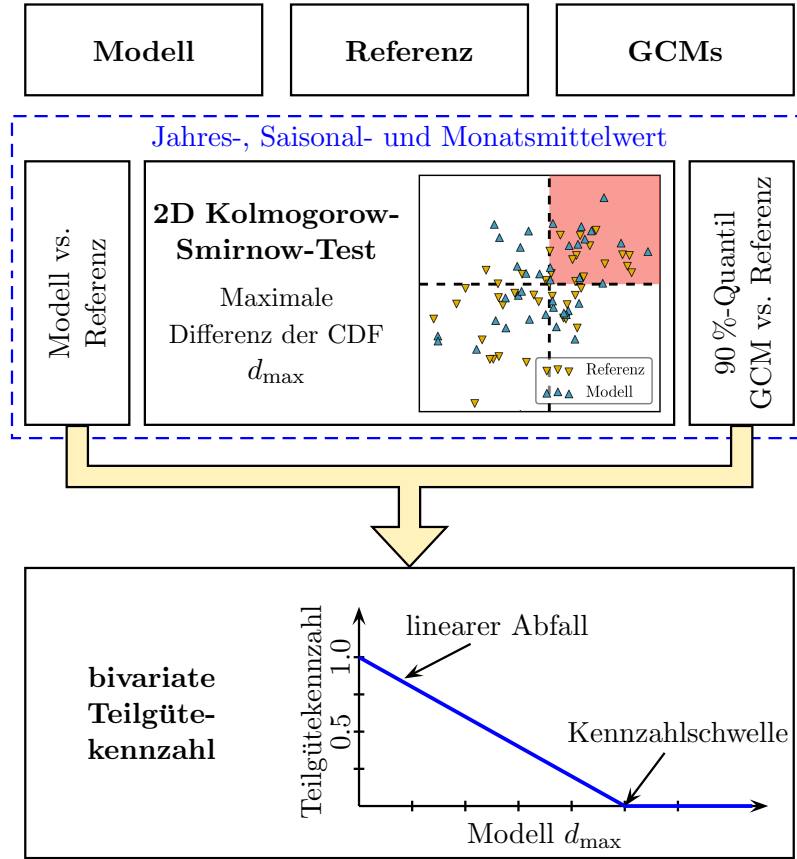


Abbildung 2.4.: Ablaufplan zur Ermittlung der bivariaten Teilgütekennzahlen.

Wie bei der univariaten Gesamtgütekennzahl ergibt sich die bivariate Gesamtgütekennzahl aus einer gewichteten Mittelung der Teilgütekennzahlen. Für die einzelnen Variablenkombinationen wurden folgende Gewichte verwendet:

$$\begin{array}{l} \text{Variablen-} \\ \text{kombination} \end{array} \quad (T_{\text{mit}}, N) : \frac{3}{8} \quad (T_{\text{mit}}, p) : \frac{2}{8} \quad (T_{\text{min}}, T_{\text{max}}) : \frac{1}{8}$$

Für die verschiedenen zeitlichen Auflösungen werden die selben Gewichte wie für die univariaten Gütekennzahlen verwendet. Die bivariate Gesamtgütekennzahl kann damit durch:

$$G^{(\text{biv})} = \frac{12}{36} \cdot G_{\text{Jahr}}^{(\text{biv})} + \sum_{\text{Saison Sa}} \frac{3}{36} \cdot G_{\text{Sa}}^{(\text{biv})} + \sum_{\text{Monat Mo}} \frac{1}{36} \cdot G_{\text{Mo}}^{(\text{biv})}, \quad (2.22)$$

$$G_{\mathcal{T}}^{(\text{biv})} = \frac{3}{8} \cdot G_{[(T_{\text{mit}}, N)]_M}^{(\text{biv})} + \frac{2}{8} \cdot \left\{ G_{[(T_{\text{mit}}, p)]_M}^{(\text{biv})} + G_{[(N, p)]_M}^{(\text{biv})} \right\} + \frac{1}{8} \cdot G_{[(T_{\text{min}}, T_{\text{max}})]_M}^{(\text{biv})}, \quad (2.23)$$

berechnet werden. Mit Hilfe der Gewichte lassen sich analog zum univariaten Fall ebenfalls die einzelnen Komponenten zu individuellen bivariaten Gütekennzahlen zusammenfassen.

Die vorgestellte Prüfung ist besonders wichtig für das statistische Modell STARS. Wie in Abschnitt 1.4.4 beschrieben, kann die Anwendung des Modells zu einer systematischen Verzerrung der zeitlichen Kovariabilität führen, da diese in STARS nicht explizit berücksichtigt wird. Beim dynamischen Regionalmodell CCLM ist dies nicht zu erwarten, da eine Kopplung zwischen den Variablen durch die Nutzung von gekoppelten Differentialgleichungen und Erhaltungssätzen explizit berücksichtigt wird.

## 2.5. Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die verschiedenen Elemente des im Folgenden verwendeten Evaluierungsschemas vorgestellt. Ziel des Schemas ist es, die Qualität einer Modellsimulation möglichst umfassend aus klimatischen Gesichtspunkten einzuschätzen.

Auf Basis einer linearen relativen Modelldifferenz (2.18) wurde ein System von Teilgütekennzahlen entwickelt, welche durch eine gewichtete Mittelung in eine einzelne Gesamtgütekennzahl überführt werden können. Die Definition der Teilgütekennzahlen entspricht einer skalierten absoluten Differenz zwischen der Modellsimulation und einer gewählten Referenz. Als Skalierung wird dabei ein Ensemble von Globalmodellen verwendet. Die Art der Bildung der einzelnen Teilgütekennzahlen sowie die Gewichte zur Bestimmung der Gesamtgütekennzahlen sind subjektiv gewählt und richten sich nach den zur Verfügung stehenden Referenzdatensätzen, der Relevanz der Variablen in der Klimafolgenforschung sowie der Fokussierung auf die klimatologischen (statistischen) Eigenschaften der simulierten Zeitreihen.

Das entwickelte Evaluierungsschema enthält sowohl univariate als auch bivariate statische Maße. Durch letztere kann die Simulation der Kopplungen zwischen verschiedenen Variablen eingeschätzt werden. Dies wird im folgenden Kapitel für die Kalibrierung des statistischen Modells STARS genutzt. Eine Prüfung der Tauglichkeit des entwickelten Gütekennzahlensystems zur Einschätzung von Modellsimulationen wird in Abschnitt A.6 durchgeführt.

Das aufgestellte Gütekennzahlensystem betrachte jeden Gitterpunkt separat. Räumliche Kausalitäts- oder Korrelationsbeziehungen, wie sie beispielsweise durch das Evaluierungsschema von Kücken et al. (2009) oder Feldhoff et al. (2014) erfasst werden, finden keine explizite Berücksichtigung. Darüber hinaus wird im Hinblick auf die Komplexität des entwickelten Gütekennzahlensystems auf eine Berücksichtigung der statistischen Signifikanz verzichtet. Beide Einschränkungen (räumliche Kausalität und statistische Signifikanz) sind der einfachen Anwendbarkeit des Gütekennzahlensystem und der leichteren Interpretation der Ergebnisse geschuldet. So benötigen die genannten Verfahren zur Berücksichtigung der räumlichen Korrelationsbeziehungen einen erheblichen Rechenaufwand, was eine zeitnahe Auswertung der Simulationsergebnisse verhindert. Die Berücksichtigung der statistischen Signifikanz erschwert hingegen die Interpretation der Ergebnisse, da gegebenenfalls nur Gitterpunkte oberhalb eines vorgegebenen Signifikanzniveaus verglichen werden können, wobei die räumliche Verteilung des  $p$ -Wertes zwischen den Datensätzen variieren kann. Aufgrund des einfachen Aufbaus des Gütekennzahlensystems ist jedoch eine Implementierung der räumliche Kausalität und der statistische Signifikanz technisch möglich. Das Gütekennzahlensystem wird im folgenden Kapitel zur Bestimmung einer optimalen Kalibrierung der beiden Regionalmodelle CCLM und STARS verwendet.



## 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

Ein wesentliches Ziel dieser Arbeit ist die Erzeugung von Klimaprojektionen durch das dynamische Regionalmodell CCLM und das statistische Klimamodell STARS für die Region CORDEX-Ostasien. Als Vorbereitung hierfür, müssen beide Modelle für die Region angepasst werden. Neben der eigentlichen Bestimmung einer optimalen Parametrisierung beider Modelle beinhaltet dies auch die systematische Untersuchung der Einwirkung des äußeren Antriebs auf die jeweiligen Modellsimulationen.

Besonderes Augenmerk liegt auf der Kalibrierung des statistischen Modells STARS. Dies wird im Rahmen dieser Arbeit erstmals auf kontinentaler Ebene im Allgemeinen und die Region CORDEX-Ostasien im Speziellen angewendet. Daher soll der Parameterraum des Modells möglichst umfassend untersucht werden. Um die Vielzahl der hierfür erstellten Simulationen zeitlich effizient zu evaluieren, wurde im vorherigen Kapitel ein System von Gütekennzahlen entwickelt, welches hier Anwendung finden soll. Das dynamische Regionalmodell CCLM soll auf ähnliche Weise kalibriert werden. Aufgrund der hohen Rechenzeitanforderungen des Modells kann jedoch nur ein Unterraum des gesamten hochdimensionalen Parameterraumes untersucht werden.

### 3.1. Kalibrierung des statistischen Klimamodells STARS

Im Folgenden soll auf die Kalibrierung des statistischen Modells STARS eingegangen werden. In Vorbereitung hierauf sind zwei Schritte notwendig. Zum einen muss nach einem Antriebsdatensatz gesucht werden, der die gesamte Region auf Tagesbasis repräsentiert. Zum anderen müssen die wesentlichen Parameter identifiziert und sinnvolle Wertebereiche ausgewählt werden. In der anschließenden Kalibrierung des Modells soll detailliert auf den Einfluss dieser Parameter eingegangen und eine optimale Einstellung ermittelt werden.

Der Simulationsaufbau für die Kalibrierung soll ähnlich den späteren Projektionsrechnungen gewählt werden. Bei letzteren wird versucht, einen nicht beobachteten Zeitraum zu simulieren. Somit sind bei den Projektionsrechnungen der vom Antriebsdatensatz überdeckte Zeitraum (Trainingszeitraum) und der Simulationszeitraum zeitlich disjunkt. Um für die Kalibrierung einen ähnlichen Aufbau zu erhalten, wird der Beobachtungsdatensatz in zwei zeitlich disjunkte Hälften geteilt und die erste Hälfte (Trainingszeitraum) als Antrieb genutzt, um die zweite Hälfte (Simulationszeitraum) zu simulieren. Die Regressionsvorgabe entstammt dabei vom Antriebsdatensatz aus dem Simulationszeitraum.

#### 3.1.1. Wahl des Antriebsdatensatzes

Kernelement der Simulation mit dem statistischen Regionalmodell STARS ist der Antriebsdatensatz. Wie in Abschnitt 1.4.4 erläutert, stellt das Modell für die Anwendung über CORDEX-Ostasien verschiedene Anforderungen an den Antrieb, welche sich derzeit nur durch Reanalysen erfüllen lassen (siehe Abschnitt A.3.1). Im Rahmen der Modellkalibrierung sollte eine Reanalyse mit einem geringen Fehler verwendet werden, um den Einfluss von Fehlern des Antriebs auf die Güte der Simulationen zu minimieren. Daher soll im Folgenden auf die

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

Datensatz	Trainingszeitraum	Simulationszeitraum
WATCH-FD	1958–1979	1980–2001
NCEP/NCAR	1948–1980	1981–2012
NCEP/DOE	1979–1995	1996–2012
ERA-40	1958–1979	1980–2001
ERA-Interim	1979–1995	1996–2012

**Tabelle 3.1.:** Zeitliche Zerlegung der Antriebsdatensätze in Trainingszeitraum (erste Hälfte) und Simulationszeitraum (zweite Hälfte) zur Auswahl eines Datensatzes für die Kalibrierung von STARS.

Qualität der einzelnen Reanalysedatensätze eingegangen und der bestmögliche Datensatz ausgewählt werden.

Es stehen insgesamt fünf Datensätze zur Auswahl. Dies sind die Reanalysen NCEP/NCAR, NCEP/DOE, ERA-40 und ERA-Interim sowie der, auf einer Reanalyse basierende, WATCH-FD Datensatz. Wie in Abschnitt 2.3.1 dargestellt, werden alle Datensätze auf ein einheitliches Gitter mit fester Land-See-Maske interpoliert. Die 2-m-Temperatur aller Reanalysen musste in diesem Zuge höhenkorrigiert werden (siehe Abschnitt 2.1.1). Der Luftdruck des WATCH-FD Datensatzes wurde zudem auf Meereshöhe reduziert<sup>1</sup>. Wie oben erläutert, wird jeder Beobachtungsdatsatz in zwei Hälften geteilt. Da die einzelnen Datensätze unterschiedliche Zeiträume abdecken, erstreckt sich auch die hier durchgeführte Analyse für jeden Datensatz auf einen anderen Zeitraum. Die konkrete Wahl wird in Tabelle 3.1 aufgelistet.

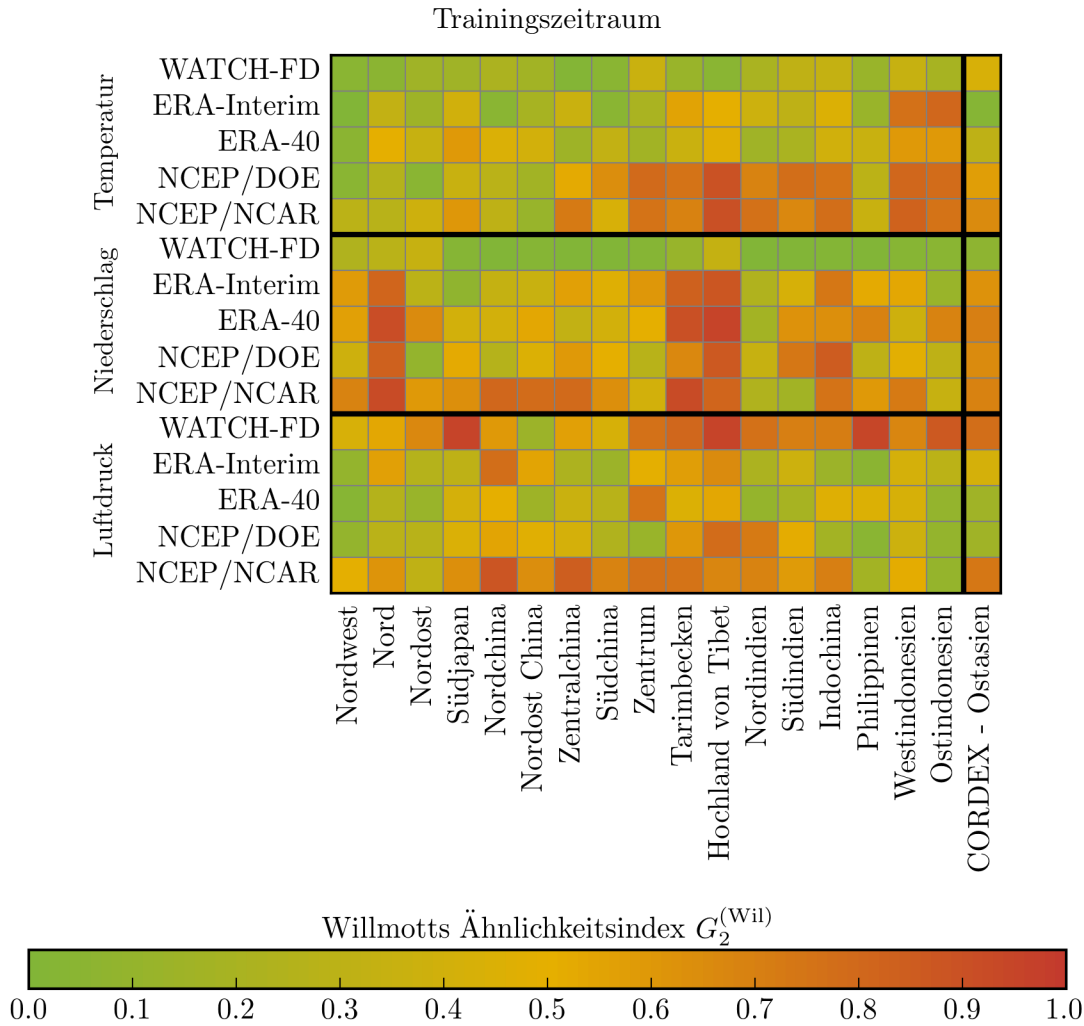
Ein geringer Fehler der Datensätze soll hier bedeuten, dass die in Abschnitt 2.2 definierten Referenzdatensätze bestmöglich approximiert werden. Da sich dies auf die gesamte Zeitreihe und nicht nur die klimatischen Eigenschaften beziehen soll, wurde als Vergleichsmaß Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_2^{(Wil)}$  (siehe Abschnitt 2.4.1) ausgewählt. Dieser wurde anhand der Zeitreihen der Jahres- und Regionsmittel der 2-m-Temperatur, des Niederschlag und des Luftdrucks für jede Teilregion berechnet (siehe Abschnitt 2.3.2). Die Untersuchung beschränkt sich jeweils auf die Landgitterpunkte und den in Tabelle 3.1 angegebenen Trainingszeitraum.

Abbildung 3.1 zeigt Willmotts Ähnlichkeitsindex der fünf Datensätze für den Trainingszeitraum. In Bezug auf die 2 m-Temperatur und den Niederschlag übertrifft der WATCH-FD Datensatz die übrigen Reanalysen. Betrachtet man nur die Temperatur, so zeigen sich deutliche Schwächen der NCEP/NCAR und NCEP/DOE Reanalyse in den subtropischen und tropischen Gebieten. Bis auf die Regionen Ost- und Westindonesien zeigen die ERA-40 sowie die ERA-Interim Reanalyse, eine hohe Ähnlichkeit mit der Temperaturreferenz (CRU-TS3.21). Die ECMWF Reanalysen profitieren hierbei von der direkten Assimilation von Beobachtungen der 2 m-Temperatur (siehe Abschnitt A.3.1). Der WATCH-FD Datensatz erreicht in fast jeder Teilregion die größte Übereinstimmung bei der 2 m-Temperatur. Dies resultiert primär aus der Tatsache, dass ein Vorgänger des Referenzdatensatzes zur Erstellung des WATCH-FD verwendet wurde (siehe Abschnitt A.3.2).

Im Hinblick auf den Niederschlag zeigen die vier Reanalysen ein ähnliches Verhalten. Deutliche Unterschiede zwischen den Reanalysen und der Referenz (GPCC-FD v6) lassen sich im Norden und um das Hochland von Tibet erkennen. Die Reanalysen nutzen keine Niederschlagsmessungen für die Assimilation der Niederschlagswerte. Somit resultieren die hohen Werte für  $G_2^{(Wil)}$

<sup>1</sup>Der WATCH-FD Datensatz enthält das Luftdruckfeld in einer Höhe von 10 m über dem Erdboden (Weedon et al., 2011). Da der Datensatz bereits auf dem Gitter und der Referenztopographie des CRU-TS3.21 Datensatzes vorliegt, war eine Korrektur der 2 m-Temperatur nicht notwendig.





**Abbildung 3.1.:** Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_2^{(Wil)}$  für die verschiedenen Teilregionen für die Zeitreihen der Jahresmittel der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meereshöhe für die fünf Datensätze aus Tabelle 3.1. Als Referenzdatensätze wurden der CRU-TS3.21 Datensatz für die Temperatur, der GPCC-FD v6 Datensatz für den Niederschlag und der HADSLP2 Datensatz für den Luftdruck gewählt (siehe Abschnitt 2.2). Die Auswertung bezieht sich auf den Trainingszeitraum. Die jeweiligen Zeiträume der einzelnen Modelle sind in Tabelle 3.1 angegeben. In die Berechnung gehen nur Landgitterpunkte ein.

aus den Schwächen der verwendeten Vorhersagemodelle bei der internen Simulation von Niederschlagsereignissen. Nur der WATCH-FD Datensatz zeigt hier eine gute Übereinstimmung mit GPCC-FD v6. Analog zur 2 m-Temperatur resultiert dies aus der Art der Erstellung des Datensatzes.

Betrachtet man den Luftdruck auf Meereshöhe, so zeigt der WATCH-FD Datensatz deutliche Abweichungen von der Referenz (HadSLP2). Dies ist jedoch hauptsächlich auf die unterschiedliche Auflösung von WATCH-FD ( $0.5^\circ$ ) gegenüber der Luftdruckreferenz HadSLP2 ( $2.5^\circ$ ) und der notwendigen Luftdruckreduktion nach Gleichung (2.1) zurückzuführen. Die Differenz ist für Regionen mit großer Geländehöhe und räumlicher Variabilität der Topographie am ausgeprägtesten. Die ECMWF Reanalysen (ERA-40 und ERA-Interim) sowie die NCEP/DOE

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

Reanalyse zeigen in den meisten Teilregionen bessere Übereinstimmung mit HadSLP2. Die NCEP/NCAR Reanalyse erreicht ein qualitativ ähnliches Ergebnis wie der WATCH-FD Datensatz. Verglichen mit der Temperatur und dem Niederschlag sind die Unterschiede zum WATCH-FD Datensatz weniger deutlich.

Aufgrund der großen Ähnlichkeit der Temperatur und des Niederschlags zu den Referenzdatensätzen wurde der WATCH-FD Datensatz zur Kalibrierung des statistischen Regionalmodells STARS ausgewählt. Die deutlichen Abweichungen für den Luftdruck konnten mit der notwendigen Luftdruckreduktion auf Meereshöhe erklärt werden.

#### 3.1.2. Überblick über die kalibrierbaren Parameter

Nachdem der WATCH-FD Datensatz als Antrieb ausgewählt worden ist, soll nun die Kalibrierung von STARS durchgeführt werden. Hierfür wird der Zeitraum von 1980 bis 2001 mit verschiedenen Parametereinstellungen simuliert. Aufgrund der hohen Rechengeschwindigkeit des Modells kann der Parameterraum umfassend untersucht werden. Zur Beeinflussung der Simulationen stehen 7 verschiedene Parameter zur Verfügung. Zur Vereinfachung der Auswertung sollen diese Parameter im Folgenden vorgestellt und der durch sie aufgespannte Parameterraum sinnvoll eingeschränkt werden.

#### Charakteristische Variable

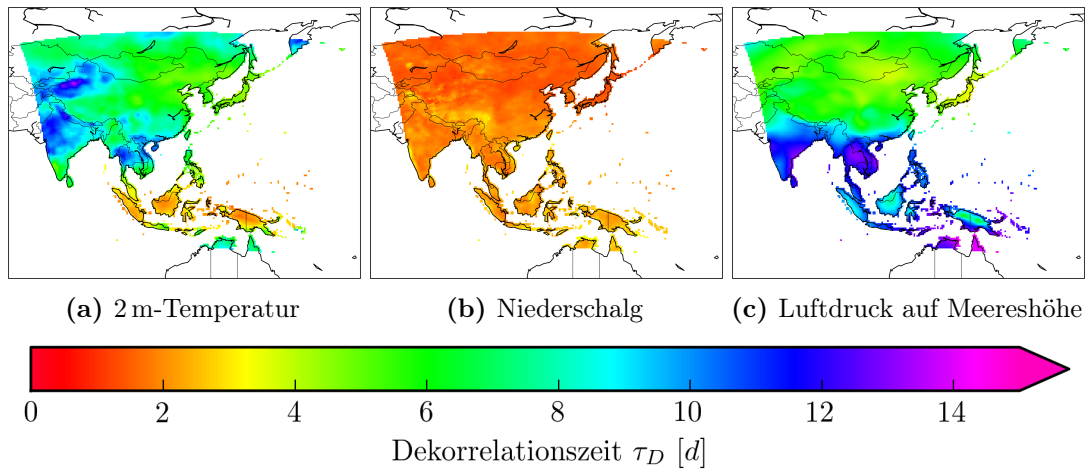
Die charakteristische Variable stellt die wesentliche Bezugsgröße des Modells dar, da auf Basis ihrer Zeitreihe die Neuordnungsvorschrift ermittelt wird. Wie in Abschnitt 1.4.4 erläutert sollte die charakteristische Variable einen statistisch signifikanten linearen Verlauf im Simulationszeitraum und eine räumlich heterogene Verteilung des Trends besitzen. Diese Bedingungen werden durch die 2 m-Temperatur erfüllt. Im Rahmen der Kalibrierung wurden keine weiteren Variablen untersucht. Aufgrund der Konzeption des Algorithmus kann nur eine Variable gewählt werden und gilt für jede Referenzstation. Die Regressionsvorgabe für jede Referenzstation stammt aus dem Simulationszeitraum des Antriebsdatensatzes (1980 bis 2001).

#### Toleranz der Regressionsvorgabe

Die Toleranz der Regressionsvorgabe  $\epsilon$  hat Einfluss auf die erreichten Regressionsparameter sowie die Konvergenz des Algorithmus. Bei zu kleinen Werten, besteht die Möglichkeit, dass keine Neuordnung gefunden werden kann, welche die Regressionsvorgabe (1.24) innerhalb der Toleranz erfüllt. Ist  $\epsilon$  zu groß, so können die erreichten Regressionsparameter deutlich von der Vorgabe abweichen. Analog zu den eigentlichen Regressionsparametern kann jeder Referenzstation eine separate Toleranz zugeordnet werden. Schließt man unterschiedliche Toleranzen für verschiedene Referenzstationen mit in die Kalibrierung ein, so erhöht sich die Anzahl der zu testenden Parametereinstellungen exponentiell. Um den Aufwand für die Kalibrierung gering zu halten wird für jede Referenzstation die gleiche Toleranz vorgeschrieben. Als Testwerte werden 0.1 K, 0.2 K und 0.3 K gewählt.

#### Blocklänge

Die Blocklänge repräsentiert die kleinste zeitliche Einheit der Neuordnung. Innerhalb eines Blocks werden keine Neuordnungen der Tage durchgeführt, wodurch der Zustand der einzelnen Blöcke im Verlauf der Simulation unverändert bleibt. Somit ist der zeitliche Wetterverlauf innerhalb eines Blocks konsistent mit dem beobachtbaren Wetterverlauf. Inkonsistenzen,



**Abbildung 3.2.:** Die Dekorrelationszeit  $\tau_D$  für die täglichen Zeitreihen der 2 m-Temperatur (links), des Niederschlags (Mitte) und des Luftdrucks (rechts) auf Meereshöhe auf Basis des WATCH-FD Datensatzes über den Zeitraum von 1981 bis 2000. Um den Einfluss des Jahresgangs und eines langzeitigen Trends aus den Zeitreihen zu entfernen wurde eine STL-Zerlegung durchgeführt (siehe Abschnitt A.1). Die Persistenz ergibt sich durch die Dekorrelationszeit des Restgliedes.

wie die Brechung der Energie-, Massen- oder Impulserhaltung, können in der Simulationsreihe somit nur beim Übergang von einem Block zum Nächsten entstehen. Eine einfache Möglichkeit die Anzahl dieser Brüche in der Simulationsreihe zu verringern ist eine möglichst lange Blocklänge zu wählen. Dies wirkt jedoch der Konvergenz des Algorithmus entgegen, da sich mit zunehmender Blocklänge die Anzahl der kombinatorischen Varianten für eine Neuordnung verringert. Dabei muss in der verbleibenden Menge der möglichen Neuordnungen nicht zwangsläufig diejenige enthalten sein, welche die Regressionsvorgabe erfüllt.

Darüber hinaus hat die Blocklänge einen weiteren Einfluss auf die Eigenschaften der Simulationsreihe. In der Regel besitzt das regionalen Wettergeschehen eine Erhaltungsneigung (Persistenz) aufgrund des Einflusses der großskaligen Zirkulation (z. B. ein stabiles Hochdruckgebiet). Man kann sich das Wettergeschehen als eine Abfolge von persistenten Zuständen vorstellen. Die zeitliche Erhaltungsdauer ist dabei von der jeweiligen Wettersituation und der betrachteten Variable abhängig. Sie kann statistisch durch die Dekorrelationszeit  $\tau_D$  quantifiziert werden (siehe Abschnitt A.1). Abbildung 3.2 zeigt  $\tau_D$  für die täglich aufgelösten Zeitreihen der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meereshöhe. Die Dekorrelationszeit variiert stark zwischen den einzelnen Variablen. Zudem zeigt sich eine hohe räumliche Variabilität. Von den betrachteten Variablen hat der Niederschlag die geringsten Dekorrelationszeit. So werden beispielsweise im Norden CORDEX-Ostasiens selten Niederschlagsereignisse von über einem Tag Länge beobachtet. Dagegen besitzt die Temperatur in den Wüstenregionen des Tarimbeckens eine hohe Persistenz (über 12 Tage). Ähnliche Werte werden beim Luftdruck in den Tropen beobachtet.

In der Simulation gilt es, diese Persistenzen zu bewahren. Für eine hinreichend kleine Region, mit annähernd räumlich konstanter Dekorrelationszeit, bietet es sich an, die Blocklänge durch die Dekorrelationszeit der verschiedenen Variable zu bestimmen<sup>2</sup>. Wie Abbildung 3.2 zeigt, variiert die Dekorrelationszeit in CORDEX-Ostasien über eine Größenordnung. Somit

<sup>2</sup>Führt die Clusteranalyse der Blöcke zu einer sinnvollen Trennung der Wetterverläufe, kann auf diese Weise gewährleistet werden, dass einzelne Blöcke einen vollständigen Wetterverlauf enthalten und sich diese in der Simulationszeitreihe wiederfinden. Dies führt zur Erhaltung der beobachteten Persistenzen.

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

müssen verschiedene Blocklängen geprüft werden, um ein Optimum für die gesamte Region zu ermitteln. Ziel ist dabei die Erhaltung der beobachteten Persistenz für die verschiedenen Variablen über der gesamten Region. In Anlehnung an die Abbildung werden Blocklängen von 8, 12, 16 und 20 Tagen gewählt.

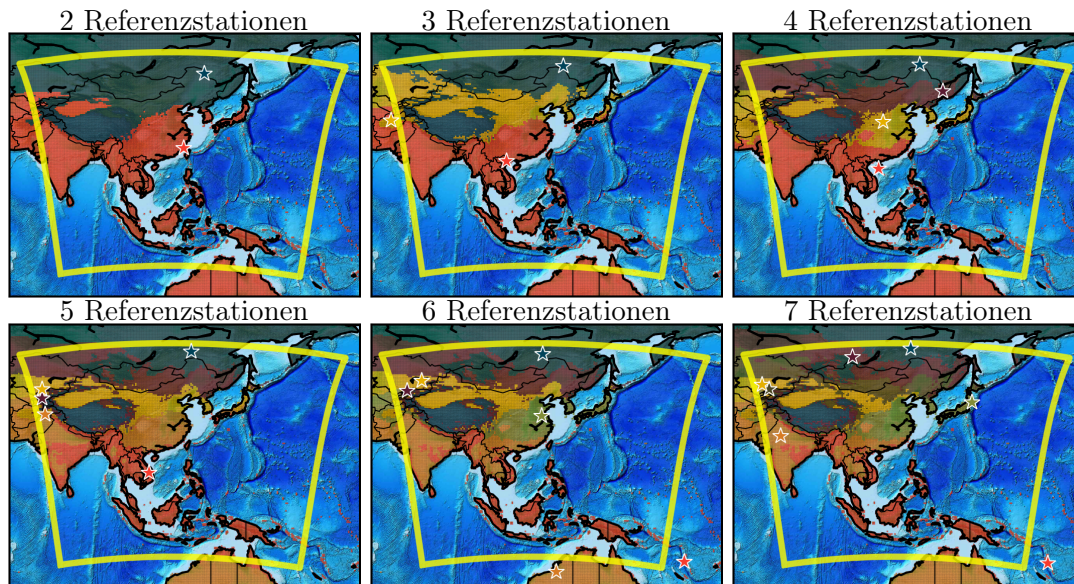
#### Anzahl der Clusterklassen

Wie in Abschnitt 1.4.2 beschrieben, werden die  $N_b$  Blöcke der Länge  $n_b$  in verschiedene Clusterklassen eingeteilt. Wird die 2 m-Temperatur als charakteristische Variable gewählt, so unterscheiden sich die verschiedenen Cluster durch den zeitlichen Temperaturverlauf innerhalb der darin enthaltenen Blöcke. Je höher die Anzahl der möglichen Clusterklassen  $N_c$  ist, desto feiner ist diese Unterscheidung zwischen den Clustern. Umgekehrt, wird die Unterscheidung gröber, je geringer  $N_c$  ist. Man kann demnach vermuten, dass eine möglichst große Anzahl von Clusterklassen gewählt werden sollte, da hierdurch der Blockaustausch zielgerichteter durchgeführt werden kann. Wird  $N_c$  jedoch zu groß gewählt, so kann es vorkommen, dass einzelne Cluster nur dünn besetzt sind, was wiederum die Konvergenz des Algorithmus, aufgrund der zweimaligen Nutzungsbeschränkung der Blöcke, negativ beeinflussen kann. Beim gewählten Trainingszeitraum (1958 bis 1979) stehen insgesamt 8024 Kandidatenblöcke zur Verfügung, welche auf die Clusterklassen verteilt werden. Diese Kandidatenblöcke können im Verlauf der iterativen Ausbesserung auf 670 Austauschblöcke der Simulationszeitreihe gesetzt werden. Um eine ausreichende Besetzung der einzelnen Klassen zu gewährleisten werden im Rahmen der Kalibrierung die Parametereinstellungen  $N_c = 20, 30, 40, 50$  und  $60$  geprüft.

#### Anzahl und Position der Referenzstationen

Ein räumlich differenziertes klimatisches Änderungssignal wird von STARS durch die Nutzung von mehreren Referenzstationen berücksichtigt. Somit bestimmt die Anzahl der Referenzstationen  $N_{\text{Ref}}$  sowie deren Position den Grad der Berücksichtigung dieser räumlichen Variabilität. Durch eine hohe Anzahl wird eine feinere räumliche Differenzierung des Änderungssignals möglich. Aufgrund der Konzeption des Algorithmus schränkt dies jedoch die kombinatorischen Möglichkeiten für eine Neuordnung der Zeitreihen ein, so dass ein zu großer Wert für  $N_{\text{Ref}}$  in der Regel die Konvergenz des Modells verhindert. In diesem Fall kann keine Neuordnung gefunden werden, welche die Regressionsvorgabe für jede Referenzstation erfüllt. Für die Kalibrierung wird daher die Anzahl der Referenzstationen von 1 bis 7 variiert, wobei die Einstellung mit einer Referenzstation nur zu Vergleichszwecken gewählt wurde, da hierdurch kein räumlich differenziertes Änderungssignal erfasst wird. Die Position der verschiedenen Referenzstationen ergab sich aus dem in Abschnitt 1.4.3 beschriebenen Algorithmus.

Abbildung 3.3 zeigt die Zuordnung der Gitterzellen des verwendeten WATCH-FD Datensatzes in einzelne Cluster sowie die zugehörige Referenzstation. Aufgrund des meridionalen Temperatur- und Niederschlagsgradienten ergibt sich primär eine zonal orientierte Bandstruktur die lokal beispielsweise durch das Hochland von Tibet unterbrochen ist. Die Struktur ist schon bei der Zerlegung in zwei Cluster gut erkennbar und wird durch eine höhere Anzahl von Clusterklassen stärker differenziert. Die auf diese Weise ermittelten Referenzstationen, können auch außerhalb der Region CORDEX-Ostasien liegen, da der verwendete Datensatz einen größeren Bereich abdeckt. Diese Inkonsistenz kann die Qualität der Simulationen negativ beeinflussen. Der Effekt wird hier jedoch als gering eingeschätzt, da die Clusteranalyse so gewählt wurde, dass die ermittelte Referenzstation die jeweilige Clusterregion bestmöglich repräsentiert (siehe Abschnitt 1.4.3).



**Abbildung 3.3.:** Einteilung der 17802 Gitterzellen des WATCH-FD Datensatzes in Teilregionen nach einer Clusteranalyse anhand der Niederschlags- und Temperaturwerte jeder Gitterzelle (siehe Abschnitt 1.4.3). Jeder Teilregion ist eine Farbe zugeordnet. Die Sterne kennzeichnen die Position der jeweiligen Referenzstation des Clusters. Die Farben wurden subjektiv gewählt, um einen Vergleich zu erleichtern. Zur Ermittlung der Clusterzerlegung wurde der Zeitraum von 1958 bis 1979 gewählt.

Um einen Eindruck vom Einfluss der Position der Referenzstationen auf die Modellrechnungen zu erhalten, werden zusätzlich Simulationen mit einer zufälligen Verteilung von Referenzstationen durchgeführt. Aufgrund der Begrenzung der Rechenzeit und des hohen Speicherbedarfs findet diese Untersuchung außerhalb der eigentlichen Modellkalibrierung statt<sup>3</sup>.

### Datumstoleranz beim Blockaustausch

Beim Austausch eines Blocks muss darauf geachtet werden, dass der Einwechsellkandidat in zeitlicher Nähe zum Auswechselblock liegt, um die Saisonalität des Wettergeschehens zu bewahren. Die Datumstoleranz gibt die Größe dieses Zeitfensters vor. Der Algorithmus betrachtet alle Einwechsellkandidaten innerhalb dieses Zeitfensters als gleichberechtigt. Dies kann potentiell zu einer Verzerrung der Saisonfigur durch den Austausch bei einem zu großem Fenster führen. Darüber hinaus wird intern die Datumstoleranz schrittweise erhöht, wenn keine Blöcke im aktuellen Fenster gefunden werden. Da dies von außen nicht direkt beeinflusst werden kann, wurde die Datumstoleranz nicht für die Kalibrierung ausgewählt. Es wurde ein fester Wert von 20 Tagen vorgegeben. Intern kann diese Toleranz schrittweise bis zu einem Maximum von 40 Tagen erhöht werden. Wird auch in dem Zeitfenster von 40 Tagen kein Einwechsellkandidat gefunden, so wird der jeweilige Block nicht ausgewechselt.

### Anzahl der zufällig jahresweisen Neuordnungen für die Erzeugung der ersten Näherung

Zur Erzeugung der ersten Näherung werden ganze Jahre der Beobachtungszeitreihe zufällig neu angeordnet. Intern wird eine Vielzahl solcher zufälliger Neuordnungen produziert und

<sup>3</sup>Eine systematische Untersuchung im Rahmen der Modellkalibrierung würde eine Simulation mit jeder möglichen Verteilung von Referenzstationen bedeuten. Aufgrund der großen Anzahl an möglichen Positionen ist dies jedoch im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich.

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

Parameter	Einstellung	Anzahl
Toleranz der Regressionsparameter $\epsilon$ [K]	0.1, 0.2, 0.3	3
Blocklänge $n_b$ [d]	8, 12, 16, 20	4
Anzahl der Clusterklassen $N_c$	20, 30, 40, 50, 60	5
Anzahl der Referenzstationen $N_{\text{Ref}}$	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7	7
	Gesamtzahl	420

**Tabelle 3.2.:** Geprüfte Parametereinstellungen für die Kalibrierung des statistischen Modells STARS.

diejenige als erste Näherung gewählt, welche die Regressionsvorgabe am besten approximiert (siehe Abschnitt 1.4.2). Je größer die Anzahl der produzierten Neuordnungen, desto höher ist die Wahrscheinlichkeit mit der gewählten ersten Näherung nahe an der Vorgabe zu liegen. Allerdings erhöht sich dadurch der Rechenaufwand. Zudem kommt es zu einer Abnahme der Ensemblevarianz, da die Wahrscheinlichkeit zunimmt, dass die einzelnen Simulationszeitreihen aus gleichen oder ähnlichen ersten Näherungen gebildet werden. Im Rahmen der hier durchgeführten Kalibrierung wird angenommen, dass nur zu kleine Werte die Simulation signifikant beeinflussen. Daher wird die Anzahl der zufällig erzeugten jahresweisen Neuordnungen für die ersten Näherungen auf 500000 festgelegt.

#### 3.1.3. Ergebnisse der Kalibrierung

In Vorbereitung auf die Kalibrierung des statistischen Modells STARS wurden im vorherigen Abschnitt 4 Parameter ausgewählt und für diese ein sinnvoller Wertebereich definiert. Dies waren die Toleranz der Regressionsvorgabe  $\epsilon$ , die Blocklänge  $n_b$ , die Anzahl der Clusterklassen  $N_c$  und die Anzahl der Referenzstationen  $N_{\text{Ref}}$ . Aufgrund der geringen Rechenzeit des Modells ist es möglich verschiedene Kombinationen der Parameter zu untersuchen und somit den aufgespannten Parameterraum vollständig zu analysieren. Tabelle 3.2 fasst die Parameter und die ausgewählten Einstellung zusammen. Berücksichtigt man alle Kombinationen ergibt sich eine Gesamtzahl von 420 Parametereinstellungen. Zur Kalibrierung werden sogenannte Hindcast-Simulationen durchgeführt. Dabei bildet der Zeitraum von 1958 bis 1979 den Trainingszeitraum, zum Antrieb von STARS, um den Zeitraum von 1980 bis 2001 (Simulationszeitraum) zu simulieren. Als Antriebsdatensatz wurde der WATCH-FD Datensatz ausgewählt. Die jeweiligen Regressionsparameter für den Simulationszeitraum wurden ebenfalls am Antriebsdatensatz bestimmt. Abbildung 1.3 zeigt die Grenzen der simulierten Region. Da der Antriebsdatensatz nur Gitterzellen mit einem Landanteil von über 50% enthält, umfasst die Region 17802 Gitterpunkte. Aufgrund des daraus resultierenden Bedarfs an Speicherplatz, wurden für jede Parametereinstellung nur 10 Simulationen erstellt.

Zur Einschätzung der Güte der Simulationen, wird auf das in Abschnitt 2.4.2 entwickelte Evaluierungsschema zurückgegriffen. Um mit überschaubarem Aufwand die einzelnen Parametrisierungen zu vergleichen und die optimale Kalibrierung zu identifizieren, beschränkt sich die Untersuchung auf das vorgestellte System von Gütekennzahlen. Die Kennzahlen werden gitterpunktweise für jede Simulation und Parameterkombination bestimmt und anschließend über die 10 Simulationen gemittelt. Auf diese Weise soll das mittlere Modellverhalten von der Ensemblevarianz getrennt werden. Als Referenzdatensatz wurde für alle 5 Variablen der WATCH-FD Datensatz gewählt. Durch die Wahl des Antriebsdatensatzes als Referenz wird

	Tagesmittel		Tagessumme		Tagesmittel	
	Temperatur $T_{\text{mit}}$		Niederschlag $N$		Luftdruck $p$	
	Min.	Max.	Min.	Max.	Min.	Max.
Mittelwert	0.85	0.91	0.85	0.88	0.83	0.87
Varianz	0.64	0.69	0.64	0.67	0.47	0.56
Trend	0.43	0.60	0.50	0.58	0.34	0.52

**Tabelle 3.3.:** Die Spannweite der erreichten individuellen univariaten Gütekennzahlen über die verschiedenen Parameterkombinationen. Die Werte ergeben sich aus der gewichteten Mittelung der Teilgütekennzahlen für jeweils eine Variable (Temperatur, Niederschlag und Luftdruck) und ein statistisches Maß (Mittelwert, Varianz und Trend) über die verschiedenen zeitlichen Auflösungen (Zeiträume).

	$(T_{\text{mit}}, N)$		$(T_{\text{mit}}, p)$		$(N, p)$	
	Min.	Max.	Min.	Max.	Min.	Max.
Mittelwert	0.21	0.29	0.17	0.23	0.20	0.29

**Tabelle 3.4.:** Analog zu Tabelle 3.3 für die bivariaten Gütekennzahlen.

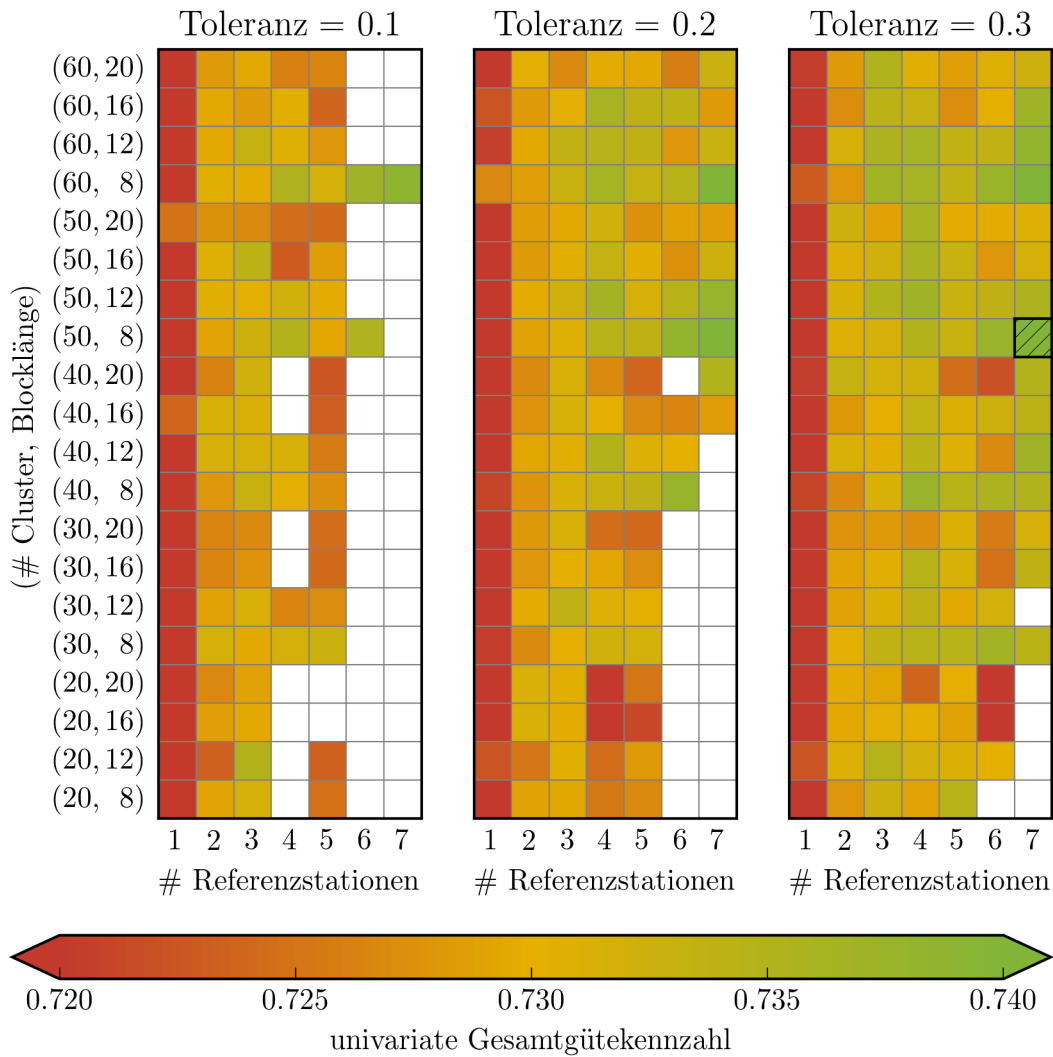
verhindert, dass mögliche Schwächen des Antriebsdatensatzes den Vergleich verzerren<sup>4</sup>. Wie in Abschnitt 2.4.2 beschrieben, wird das Relativmodell  $M^*$  durch das 90 %-Quantil der 39 CMIP5 GCMs (siehe Tabelle A.2 und A.3) ausgedrückt.

Der gewählte Simulationszeitraum und Antriebsdatensatz stellt ein Optimum in Bezug auf die Qualität des Antriebs und die Länge des Trainings- und Simulationszeitraums (siehe Abschnitt 1.4.4), im Vergleich zu allen anderen zur Verfügung stehenden Datensätzen, dar. Es muss jedoch darauf hingewiesen werden, dass durch die gewählte Konfiguration auch Fehleinschätzungen der einzelnen Simulationen durch das Gütekennzahlensystem möglich sind. Dies gilt insbesondere aufgrund des relativ kurzen Simulationszeitraumes und der fehlenden Berücksichtigung der statistischen Signifikanz bei der Auswertung. Durch die gewählte Konfiguration sollte jedoch die Wahrscheinlichkeit für eine solche Fehleinschätzung (über alle verfügbaren Alternativkonfigurationen, siehe Tabelle 3.1) minimiert sein.

Abbildung 3.4 und 3.5 zeigt die univariaten und bivariaten Gesamtgütekennzahlen für die untersuchten Parametereinstellungen, gemittelt über jede Gitterbox innerhalb der Region CORDEX-Ostasien. Weiße Bereiche kennzeichnen Parameterkombinationen bei der STARS keine Neuordnung gefunden hat, welche die Regressionsvorgaben erfüllte. Von den 420 verschiedenen Parametereinstellungen konvergierten insgesamt 348. Bevor auf den Einfluss der einzelnen Parameter eingegangen wird, sollen zuerst allgemeine Aussagen abgeleitet werden. Wie man an den jeweiligen Abbildungen erkennen kann ist die Spannweite für beide Gesamtgütekennzahlen über die verschiedenen Parametrisierungen relativ klein (0.71 bis 0.75 für die univariate Gesamtgütekennzahl und 0.21 bis 0.28 für die bivariate Gesamtgütekennzahl). Relativ zum 90 %-Quantil der GCMs gibt es demnach nur geringe Unterschiede zwischen den

<sup>4</sup> Eine Grundannahme des Modells ist die stochastische Ähnlichkeit des Witterungsgeschehens im Trainings- und Simulationszeitraum. Würde man im Rahmen der Kalibrierung nicht den Antriebsdatensatz als Referenz wählen, so würden die Unterschiede zwischen Referenz- und Antriebsdatensatz in die Auswahl der optimalen Parametrisierung einfließen. Im schlimmsten Falle würde man das Modell durch die Parametrisierung zwingen ein deutlich unterschiedliches Klima zu simulieren und somit die Grundannahme des Modells verletzen. Die generelle Tauglichkeit des WATCH-FD Datensatzes als Antrieb wurde in Abschnitt 3.1.1 bestätigt.

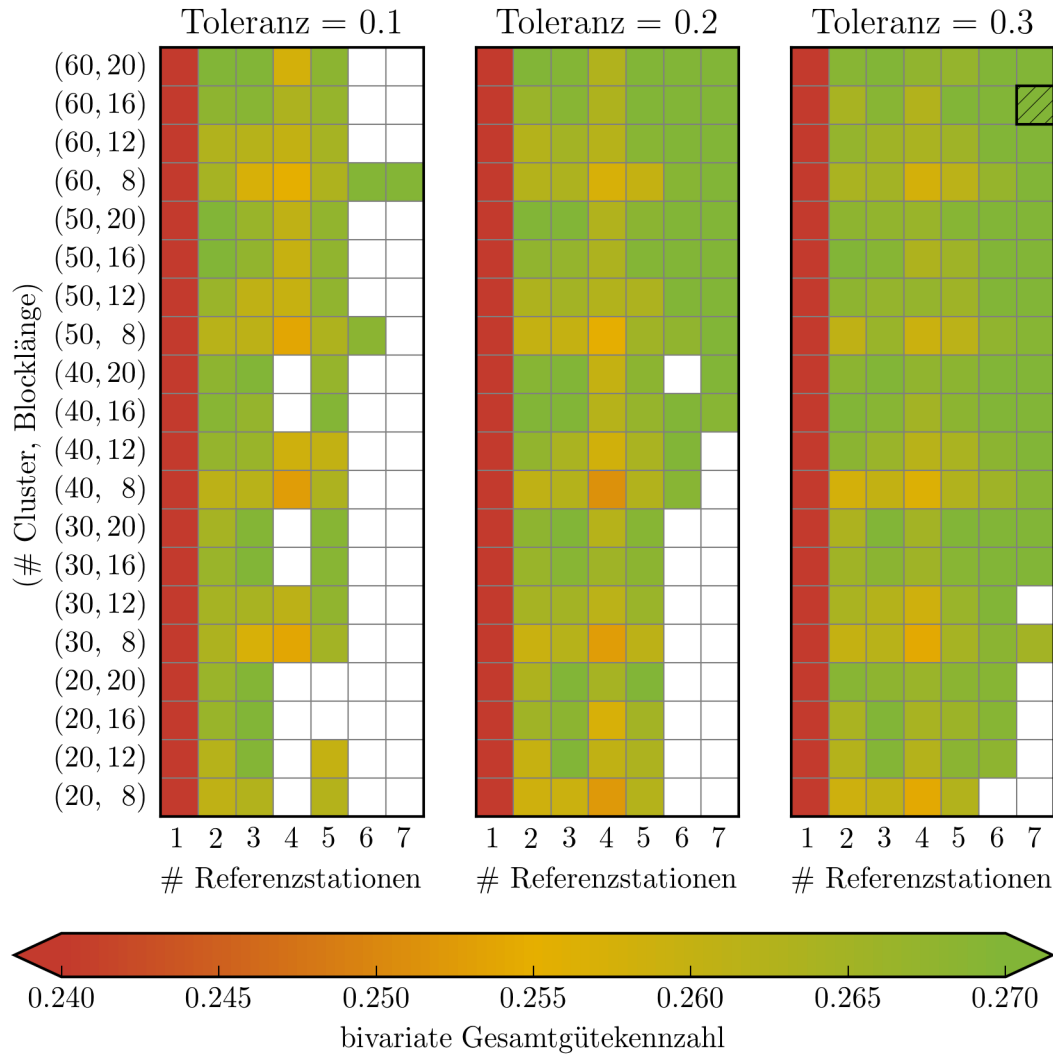
### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.4.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen für die geprüften Parametereinstellungen des statistischen Modells STARS. Die Validierung bezieht sich auf den Zeitraum von 1981 bis 2000. Die Gütekennzahlen wurden für jeden Gitterpunkt bestimmt und anschließend über alle Landgitterpunkte innerhalb CORDEX-Ostasiens gemittelt. Weiße Bereiche repräsentieren Parametereinstellungen die zu keiner Konvergenz des Algorithmus führten. Das schwarz schraffierte Rechteck kennzeichnet die Parameterkombination mit der größten univariaten Gesamtgütekennzahl.

einzelnen Parametereinstellungen. Die geringe Variabilität über die Parameterkonfigurationen ist zum Teil auf die gewichteten Mittelung über die Vielzahl an Teilgütekennzahlen zurückzuführen. Trotz dieser Beobachtung lassen sich systematische Unterschiede zwischen den einzelnen Konfigurationen erkennen. Generell zeigen die Simulationen eine schlechtere bivariate als univariate Gesamtgütekennzahl. Dabei ist allerdings zu beachten, dass sich die Kalibrierung auf einen relativ kurzen Zeitraum von 20 Jahren beschränkt. Somit bestehen die bivariaten Verteilungen nur aus 20 Punkten und Differenzen von wenigen Punkten können schon große Unterschiede in der erreichten bivariaten Gütekennzahl hervorrufen. Daher besitzen die Aussagen zur bivariaten Gesamtgütekennzahl nur eine geringe Signifikanz (Peacock, 1983; Press et al., 2007).





**Abbildung 3.5.:** Die bivariaten Gesamtgütekennzahlen analog zu Abbildung 3.4.

Um einen Eindruck von der Zusammensetzung der Gesamtgütekennzahlen zu erhalten, sind in den Tabellen 3.3 und 3.4 die Spannweiten der einzelnen Teilkomponenten dargestellt. Dabei handelt es sich um die individuellen Gütekennzahlen für einzelne statistische Maße (Mittelwert, Varianz und Trend) und Variablen oder Variablenkombinationen. Wie Tabelle 3.3 zeigt, hat STARS eine hohe Übereinstimmung mit der Referenz in Bezug auf die Mittelwerte. Dies liegt primär an der Ähnlichkeit des WATCH-FD Datensatzes im Trainings- und Simulationszeitraum. Eine geringere Übereinstimmung zeigt sich in der Varianz und dem Trend. Die Abweichungen im Trend ergeben sich dabei aus der relativ großen Toleranz  $\epsilon$ . Bei allen drei Maßen (Mittelwert, Varianz und Trend) werden für die Temperatur und den Niederschlag höhere Werte erreicht als für den Luftdruck. Im Hinblick auf die individuellen bivariaten Gütekennzahlen erreicht die Verteilung von Temperatur und Luftdruck ( $T_{\text{mit}}, p$ ) im Mittel die geringste Übereinstimmung mit der Referenz.

Die Abbildungen 3.4 und 3.5 zeigen, dass die Güte der Simulation durch die gewählten Parameter beeinflusst werden kann. Die Unterschiede zwischen den einzelnen Parametereinstellungen sind zwar gering, es lässt sich jedoch ein komplexer Einfluss der verschiedenen Parameter

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

erkennen. So ergibt sich bei der Variation nur eines Parameters meist eine gewisse Systematik, allerdings ist diese abhängig von den übrigen Parametereinstellungen. Die separate Kalibrierung einzelner Parameter führt daher nicht zwingend zum besten Ergebnis. Dies rechtfertigt im Nachhinein die Einbeziehung aller Parameterkombinationen in die Kalibrierung von STARS. Um einen detaillierteren Einblick in die Wirkung der Parameter zu erhalten, soll auf diese im Folgenden separat eingegangen werden.

#### **Einfluss der Toleranz der Regressionsvorgabe**

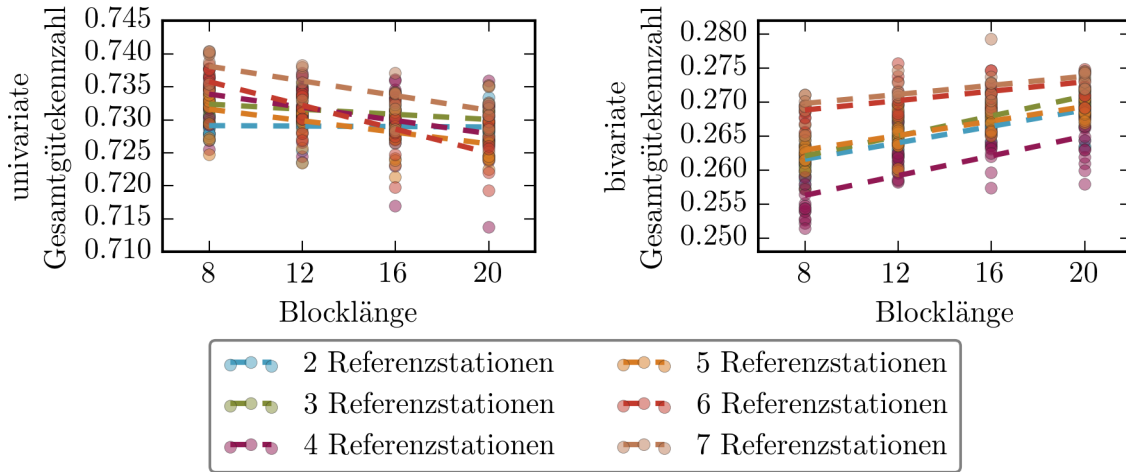
Wie man an Abbildung 3.4 und 3.5 erkennen kann, hat die Toleranz der vorgegebenen Regressionsparameter  $\epsilon$  einen wesentlichen Einfluss auf die Konvergenz des Modells. So konvergieren beispielsweise die Simulationen mit vielen Referenzstationen und einer geringer Anzahl von Clustern erst bei einer hinreichend hohen Toleranz ( $\epsilon = 0.3K$ ). Neben dem Einfluss auf die Konvergenz lässt sich auch eine Verbesserung beider Gesamtgütekennzahlen durch eine Erhöhung der Toleranz feststellen. Dies gilt vor allem für Parametereinstellungen in der Nähe von nicht konvergenten Parameterkonfigurationen. Aus den allgemeinen Überlegungen zur Toleranz im vorherigen Abschnitt erscheint dieses Resultat widersprüchlich. Der Widerspruch kann jedoch geklärt werden.

Durch die Toleranz wird nur der erreichte Trend der charakteristischen Variablen der Simulation direkt beeinflusst. Dieser stellt jedoch nur eine Komponente der univariaten Gesamtgütekennzahl dar. Zwar wird der Trend durch eine geringere Toleranz besser getroffen, allerdings führt dies auch zu einer teilweisen Verschlechterung der übrigen Komponenten beider Gütekennzahlen. Durch eine geringere Toleranz erhöht sich die Anzahl der ausgetauschten Blöcke innerhalb der iterativen Ausbesserung, da die Regressionsvorgabe nun genauer getroffen werden muss. Dies beeinflusst vor allem die Varianz der sich ergebenden Simulationszeitreihe negativ. Zudem führt ein vermehrter Blockaustausch zu der, in Abschnitt 1.4.4 beschriebenen, systematischen Verzerrung der bivariaten Verteilungen und wirkt sich damit verschlechternd auf die bivariate Gesamtgütekennzahl aus.

Aufgrund der Definition der Gütekennzahlen ist demnach eine höhere Toleranz zu bevorzugen. Im Hinblick auf eine spätere Projektion muss jedoch beachtet werden, dass hierdurch der erreichte Trend von der Regressionsvorgabe deutlich abweichen kann.

#### **Einfluss der Blocklänge**

Die Blocklänge hat sowohl auf die univariate als auch die bivariate Gesamtgütekennzahl einen deutlichen Einfluss. Dabei zeigt sich jedoch ein gegensätzliches Verhalten für beide Gütekennzahlen bei einer Änderung von  $n_b$ . Um dies zu verdeutlichen, zeigt Abbildung 3.6 beide Gesamtgütekennzahlen für die verschiedenen Parametereinstellungen in Abhängigkeit von der Blocklänge. Für die univariate Gesamtgütekennzahl lässt sich eine Verschlechterung bei einer Erhöhung der Blocklänge feststellen, während sich die bivariate Gütekennzahl verbessert. Dies gilt insbesondere bei einer hohen Anzahl von Referenzstationen  $N_{\text{Ref}}$ . Die Verbesserung der bivariaten Gesamtgütekennzahl kann darauf zurückgeführt werden, dass durch den Austausch von längeren Blöcken, die bivariate Verteilung der Monats-, Saison-, oder Jahresmittel weniger verzerrt wird, als beim Austausch von kurzen Blöcken. Dem entgegen, führt eine geringere Blocklänge zu einer Verbesserung der univariaten Gütekennzahl, da kürzere Blöcke einen differenzierteren Austausch erlauben und somit die Trendvorgabe mit einer höheren Genauigkeit erreicht werden kann.

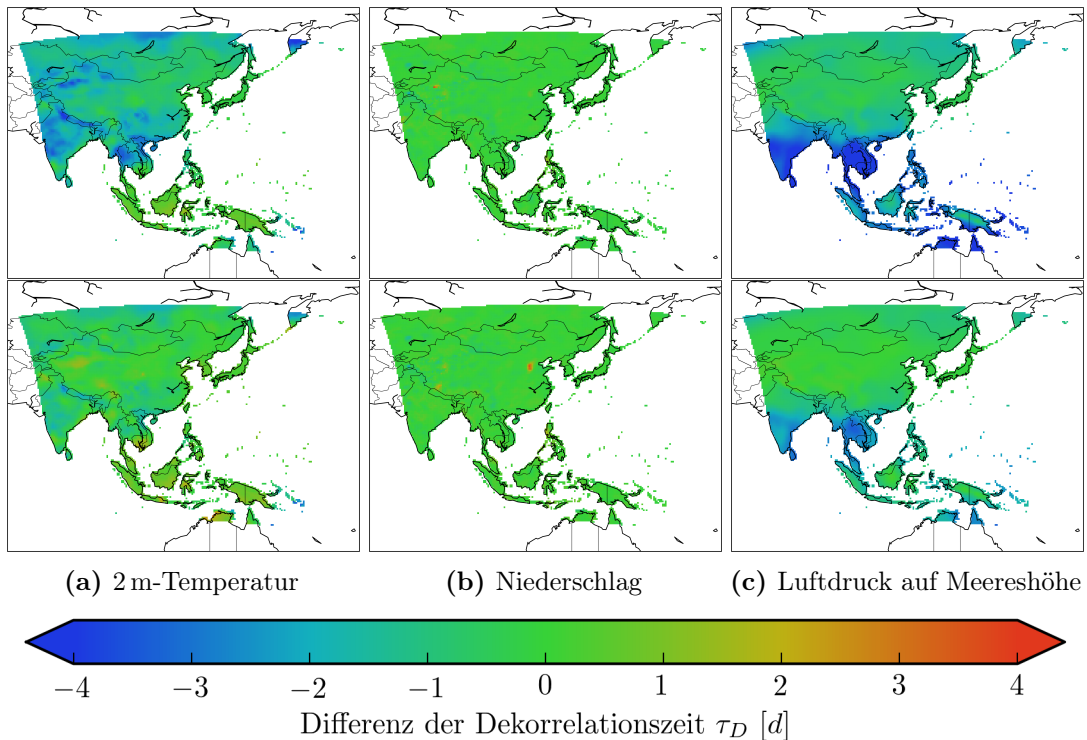


**Abbildung 3.6.:** Die univariate (links) und bivariate (rechts) Gesamtgütekennzahl für alle getesteten Parametereinstellungen in Abhängigkeit von der Blocklänge. Die Werte wurden nach der Anzahl der Referenzstationen aufgeschlüsselt. Aufgrund des unterschiedlichen Wertebereichs wurden die Ergebnisse für eine Referenzstation nicht dargestellt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wurden Regressionsgeraden eingezeichnet.

Im Umkehrschluss führt eine längere Blocklänge dazu, dass die Trendvorgabe mit einer geringeren Genauigkeit erreicht wird. Dies erklärt, wieso STARS bei manchen Parameterkonfigurationen mit großen Blocklängen nicht konvergiert. Das Konvergenzverhalten wird bei einer hohen Anzahl von Referenzstationen weiter beeinträchtigt, da in diesem Fall mehrere Regressionsvorgaben erfüllt werden müssen. Hierdurch erklärt sich der größere Anstieg bei einer hohen Anzahl von Referenzstationen für die univariate Gesamtgütekennzahl (siehe Abbildung 3.4). Neben dem Einfluss auf die Gütekennzahlen wurde auch untersucht, inwiefern eine unterschiedliche Blocklänge auf die Persistenz der einzelnen Variablen der Simulationsreihe einwirkt. Hierfür wurden exemplarisch zwei Simulationen ausgewählt. Die Konfiguration der beiden Simulationen unterscheidet sich dabei nur in der verwendeten Blocklänge. Die Länge der Blöcke betrug 8 und 20 Tage. Für beide Konfigurationen wurden die gleichen 7 Referenzstationen, eine Toleranz von 0.2 K und 60 Clusterklassen genutzt. Die beiden Konfigurationen wurden ausgewählt, da sie ähnliche Gütekennzahlen bei maximal unterschiedlicher Blocklänge besitzen. Abbildung 3.7 zeigt die Differenzen der Dekorrelationszeiten der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meereshöhe zu den beobachteten Werten (Abbildung 3.2). Generell zeigen beide Simulationen eine Unterschätzung der Dekorrelationszeit für alle drei Variablen. Bei der kürzeren Blocklänge von 8 Tagen ist diese Unterschätzung jedoch stärker ausgeprägt. Wie man an der 2 m-Temperatur (Abbildung 3.7a) und dem Luftdruck (Abbildung 3.7c) erkennen kann, kommt es vor allem in Regionen mit großem  $\tau_D$  (vgl. Abbildung 3.2) zu einer Unterschätzung der Dekorrelationszeit um bis zu 4 Tage. Der Niederschlag (Abbildung 3.7b) zeigt, aufgrund seiner ohnehin geringen Persistenz, keine deutliche Veränderung. Anhand der Verringerung der Persistenz von Temperatur und Luftdruck kann davon ausgegangen werden, dass die typischen Wetterverläufe in den betreffenden Regionen deutlich verändert wurden. Ist man an der Erhaltung des typischen Wetterverlaufs interessiert, so sollte eine möglichst hohe Blocklänge gewählt werden.

Bei einer Blocklänge von 20 Tagen kann eine Verringerung der Dekorrelationszeit auch in Regionen beobachtet werden, in denen  $\tau_D$  deutlich kleiner als 20 Tage ist (beispielsweise

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

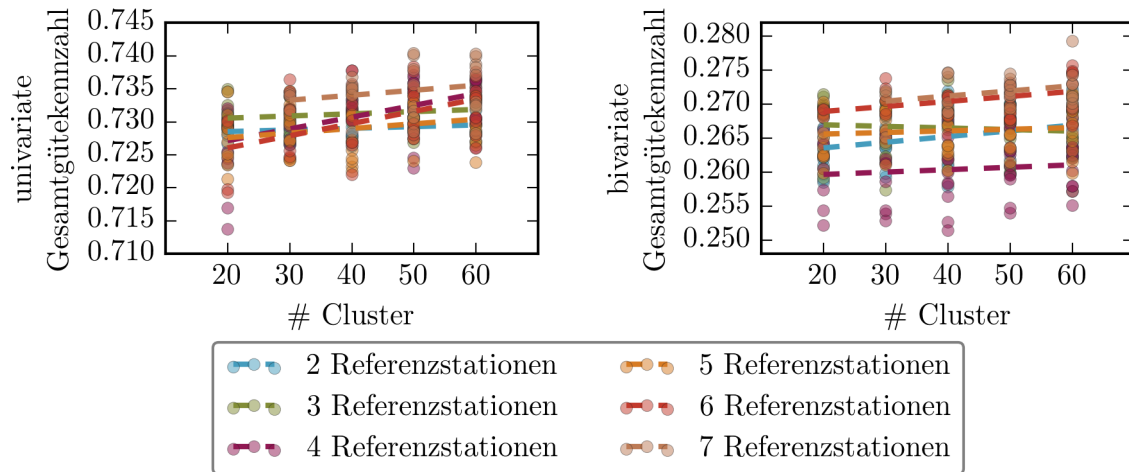


**Abbildung 3.7.:** Differenz der Dekorrelationszeit von zwei ausgewählten Simulationen zur Dekorrelationszeit des Antriebsdatensatzes WATCH-FD (Abbildung 3.2). Beide Simulationen nutzten die gleichen 7 Referenzstationen, eine Toleranz 0.2K und 60 Clusterklassen zur Berechnung. Sie unterscheiden sich nur in der vorgeschriebenen Blocklänge von 8 Tagen (oben) und 20 Tagen (unten). Die Dekorrelationszeit wurde auf die gleiche Weise bestimmt wie in Abbildung 3.2.

Indochina oder Indien). Dies ist darauf zurückzuführen, dass die durchgeführte Clusteranalyse nicht darauf ausgelegt ist typische Wetterverläufe zu identifizieren.

#### Einfluss der Anzahl der Clusterklassen

Verglichen mit der Blocklänge, ist der Einfluss der Anzahl der Clusterklassen auf die Gütekennzahlen als gering einzuschätzen. Wie man anhand von Abbildung 3.8 sieht, führt eine Erhöhung zu einer leichten Verbesserung der univariaten Gesamtgütekennzahl. Dabei ergibt sich wiederum eine stärkere Wirkung bei einer hohen Anzahl von Referenzstationen. Die bivariate Gütekennzahl zeigt keine eindeutige Abhängigkeit von der Anzahl der Clusterklassen. Die leichte Erhöhung der univariaten Gütekennzahl ist darauf zurückzuführen, dass bei einer höheren Anzahl von Clustern die Unterschiede zwischen den einzelnen Klassen abnehmen und dadurch der Austausch von Blöcken zielgerichteter vorgenommen werden kann. Dies kann in Analogie mit einer kürzeren Blocklänge gesehen werden. Beide Parameter (Blocklänge und Anzahl der Clusterklassen) können zu einem differenzierteren Blockaustausch führen. Während sich durch eine hohe Anzahl von Clusterklassen die Unterschiede zwischen Blöcken verschiedener Klassen verringern lassen, führt eine kurze Blocklänge zu einer geringeren Änderung der gesamten Simulationszeitreihe beim Austausch. Daraus resultiert auch die höhere Wahrscheinlichkeit für eine Konvergenz des Modells bei einer höheren Anzahl von Clusterklassen und einer geringeren Blocklänge.



**Abbildung 3.8.:** Analog zu Abbildung 3.6 für die Abhängigkeit der Gesamtgütekennzahlen von der Anzahl der Clusterklassen.

Die oben vermutete Verringerung der Konvergenzwahrscheinlichkeit bei einer großen Clusteranzahl, aufgrund der dadurch entstehenden Verringerung der Besetzungszahl der einzelnen Clusterklassen, konnte bei den getesteten Werten nicht beobachtet werden. Die minimale Besetzungszahl lag in den meisten Fällen oberhalb von 30 Elementen (Blöcken) je Cluster.

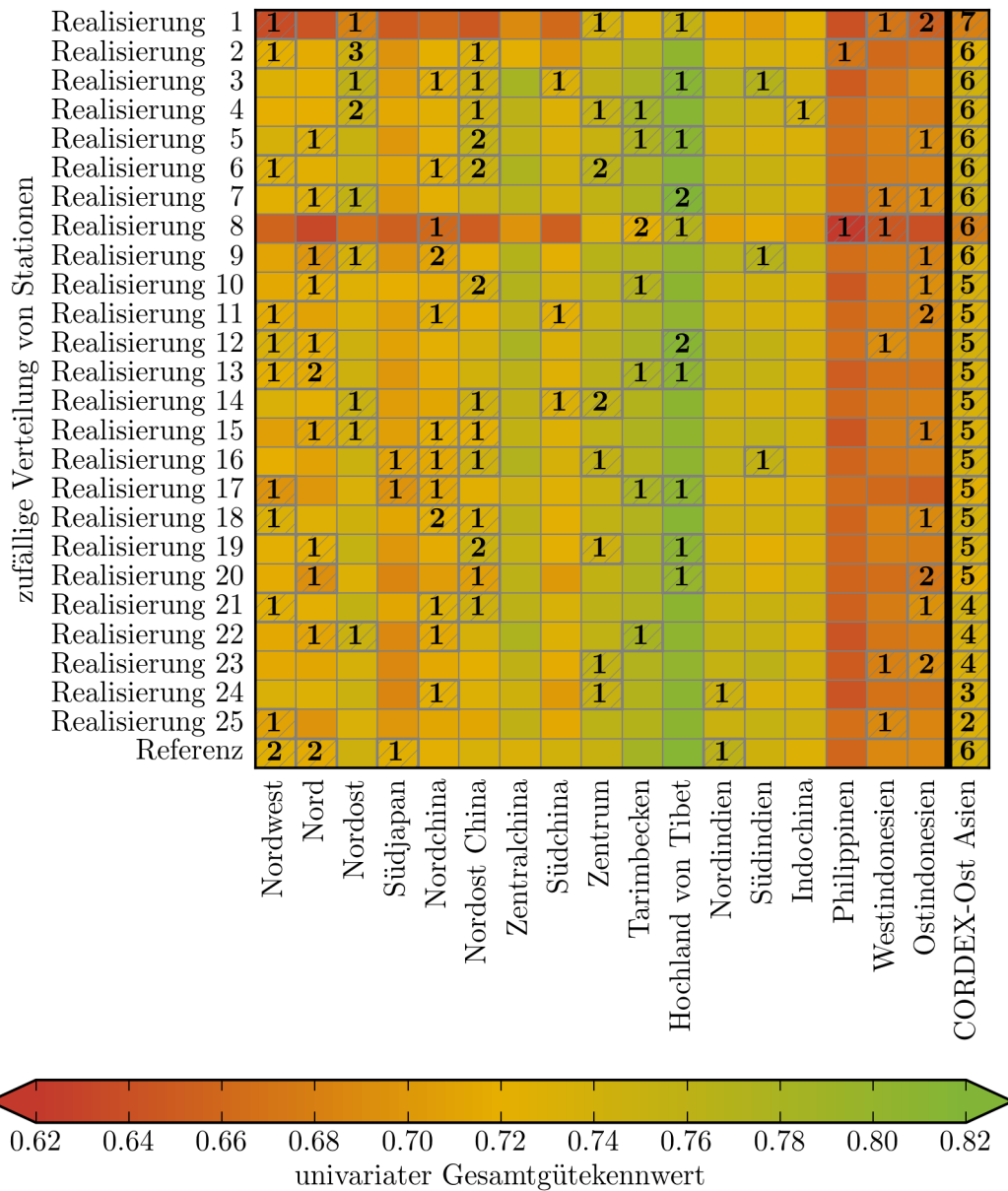
### Einfluss der Anzahl und Position der Referenzstationen

Sowohl die univariate als auch die bivariate Gesamtgütekennzahl zeigt eine deutliche Verbesserung bei der Nutzung von mehr als einer Referenzstation. Wie in Abbildung 3.3 ersichtlich, führt schon die Wahl von zwei Referenzstationen zu einer Nord-Süd-Zerlegung der Region. Die Zerlegung spiegelt den meridionalen Temperatur- und Niederschlagsgradienten bereits grob wider. Durch weitere Referenzstationen wird diese Zerlegung weiter differenziert. Die deutliche Verbesserung der beiden Gesamtgütekennzahlen durch mehr als eine Referenzstation zeigt, dass schon eine grobe Wiedergabe des meridionalen Temperatur- und Niederschlagsgradienten das Modellresultat signifikant verbessert. Dabei resultiert die Verbesserung primär aus der besseren Modellierung der Teilgütekennzahlen der Temperatur. Eine feinere Zerlegung durch mehr als zwei Referenzstationen führt zu einer vergleichsweise geringeren Verbesserung.

Wie oben beschrieben, hat die Anzahl der Referenzstationen nicht nur einen Einfluss auf die Güte der Simulationen sondern auch auf die Konvergenz des Modells. Bei den Simulationen mit 4 Stationen zeigen sich beispielsweise einzelne Parameterinstellungen (mit kleiner Clusteranzahl und großer Blocklänge), bei denen STARS keine Neuordnung bestimmen konnte, welche die Regressionsvorgabe aller Referenzstationen erfüllt. In diesen Fällen kann jedoch durch eine geeignete Wahl der übrigen Parameter die Konvergenz des Modells erreicht werden.

Der Einfluss der Referenzstationen auf die Güte der Simulation ist offensichtlich nicht nur durch deren Anzahl beschränkt, wie man anhand der relativ schlechten bivariaten Gütekennzahlen für 4 Stationen erkennen kann. Die Vermutung liegt nahe, dass die genaue Position der Referenzstationen ebenfalls einen Einfluss hat. Um dies genauer zu untersuchen, wurden zusätzliche Simulationen durchgeführt. Bei diesen Simulationen wurde die Position der Referenzstationen zufällig variiert. Aufgrund der begrenzten Rechenzeit und des notwendigen Speicherbedarfs konnten diese Experimente nur exemplarisch für eine Parametrisierung mit 7 Refe-

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.9.:** Die univariate Gesamtgütekennzahl für 25 verschiedene Realisierungen von 7 zufällig verteilten Referenzstationen für die gesamte Region CORDEX-Ostasien und die in Abschnitt 2.3.2 definierten Teilregionen. Die grau schraffierten Rechtecke markieren Teilregionen in denen die angegebene Anzahl von Referenzstationen gezogen wurde. Jede Realisierung wurde mit einer Blocklänge von 16 Tagen, 60 Clusterklassen und einer Toleranz von 0.3 K Grad gerechnet und umfasst ein Ensemble von 10 Simulationen. Die angegebene Werte stellen Ensemblemittel dar. Zum Vergleich ist die mittels Clusteranalyse bestimmte Positionierung der Referenzstationen als Referenz angegeben (siehe Abschnitt 1.4.3).

renzstationen, einer Blocklänge von 16 Tagen, 60 Clusterklassen und einer Toleranz von 0.3 K Grad durchgeführt werden<sup>5</sup>. Insgesamt wurden 25 verschiedene zufällige Positionen (Realisie-

<sup>5</sup>Wie im folgenden Abschnitt erläutert, entspricht dies derjenigen Parametrisierung, welche die insgesamt höchsten Gütekennzahlen erreicht.

rungen) der 7 Referenzstationen gezogen und für jede Realisierung 10 Simulationen durchgeführt. Abbildung 3.9 zeigt die univariaten Gesamtgütekennzahlen der unterschiedlichen Realisierungen für verschiedene Teilregionen von CORDEX-Ostasien (siehe Abschnitt 2.3.2). Man kann deutlich an Realisierung 1 und 8 erkennen, dass die Position der Referenzstationen einen erheblichen Einfluss auf die erreichten Gütekennzahlen haben kann. In den beiden Realisierungen befinden sich zwar 7 bzw. 6 Referenzstationen innerhalb von CORDEX-Ostasien, die erreichten Gütekennzahlen ( $\approx 0.68$ ) liegen jedoch unterhalb der Parameterkonfigurationen mit nur einer Referenzstation ( $\approx 0.71$ ). Verglichen mit den übrigen 3 getesteten Parametern, erscheint der Einfluss der Position der Referenzstationen weniger systematisch. So erreichen die übrigen Realisierungen in den meisten Teilregionen ähnliche Gütekennzahlen, trotz einer deutlich verschiedenen Verteilung der Referenzstationen. Insbesondere die räumliche Verteilung der Gütekennzahlen über die Teilregionen erscheint gleich. Das Hochland von Tibet hat beispielsweise immer die höchste Gesamtgütekennzahl, während die Philippinen sowie West- und Ostindonesien stets die geringsten Kennzahlen aufweisen. Somit erscheinen die Realisierungen 1 und 8 als pathologische Fälle. Ein Vergleich mit Abbildung 3.4 und 3.5 legt nahe, dass die geringeren Gütekennzahlen für die Rechnungen mit vier und fünf Referenzstationen zum Teil auf eine schlechte Positionswahl zurückgeführt werden kann.

Der Einfluss der Position der Referenzstationen übersteigt in seiner Komplexität den Rahmen dieser Arbeit. Aufgrund der Ergebnisse der durchgeführten Untersuchungen, wird die in Abschnitt 1.4.3 beschriebene Clusteranalyse zur Findung der Referenzstationen als ausreichend erachtet, da die entsprechende Realisierung (Referenz) in fast allen Teilregionen die höchste univariate Gesamtgütekennzahl erreicht.

#### **Einfluss des Blockaustauschs**

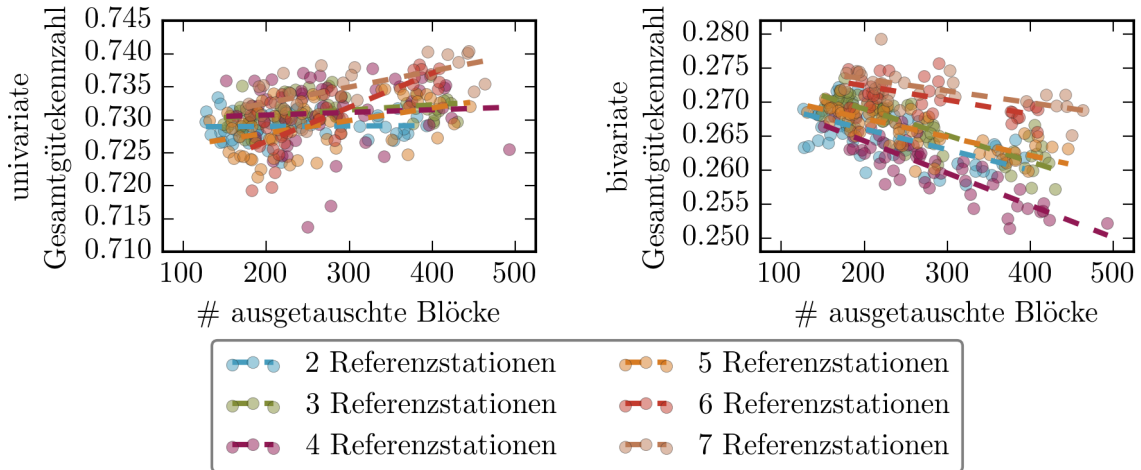
Wie in Abschnitt 1.4.4 beschrieben, kann der Blockaustausch zu einer systematischen Verfälschung des Verhaltens der abhängigen Variablen auf langen Zeitskalen führen. Daher sollte ein häufiger Blockaustausch zu einer Verschlechterung der bivariaten Gesamtgütekennzahl führen. Da prinzipiell alle Parameter einen Einfluss auf die Anzahl der ausgetauschten Blöcke haben können, soll die Verifikation dieser Aussage hier gesondert, anhand der erstellten Simulationen, passieren.

Abbildung 3.10 zeigt die univariate und bivariate Gesamtgütekennzahl in Abhängigkeit der Anzahl der ausgetauschten Blöcke für alle getesteten Parameterkombinationen. Es ergibt sich nur eine schwache Abhängigkeit der univariaten Gesamtgütekennzahl von der Anzahl der ausgetauschten Blöcke aber eine deutliche Abhängigkeit der bivariaten Gütekennzahl. Die geringe Abhängigkeit der univariaten Gesamtgütekennzahl lässt sich mit der Komplexität der Kennzahl im Zusammenspiel mit der Art der Neuordnung erklären. Der Austausch eines Blockes dient zur Annäherung der Simulationszeitreihe an die Regressionsvorgabe. Eine häufige Auswechslung sollte demnach zu einer besseren Annäherung an die Vorgabe führen. Hierdurch verbessert sich jedoch nur eine Teilgütekennzahl direkt (der Trend der Temperatur). Die übrigen univariaten Teilgütekennzahlen werden indirekt beeinflusst und können sich durch den Blockaustausch sowohl verbessern als auch verschlechtern. Wie oben beschrieben, spielt beim konkreten Austausch eines Blocks die gewählte Blocklänge und die Anzahl der Clusterklassen eine wesentliche Rolle.

Im Unterschied zur univariaten Gesamtgütekennzahl wirkt der Blockaustausch auf alle Teilkomponenten der bivariaten Gesamtgütekennzahl direkt. Wie in Abschnitt 1.4.4 beschrieben, führt ein häufiger Blockaustausch zu einer Übertragung, der auf kurzen Zeitskalen (Blocklänge) dominanten, Variablenkorrelationen auf lange Zeitskalen (Jahre). Unterscheiden sich die



### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.10.:** Die univariate und bivariate Gesamtgütekennzahl in Abhängigkeit von der Anzahl der ausgetauschten Blöcke der ersten Näherung (siehe Abschnitt 1.4.2). Die einzelnen Gütekennzahlen sind für eine verschiedene Anzahl von Referenzstationen aufgeführt. Jeder Punkt entspricht dem Mittelwert über die 10 Simulationen der jeweiligen Parametrisierung.

Korrelationen auf langen und kurzen Zeitskalen, so führt der Blockaustausch zu der beobachteten Verschlechterung der bivariaten Gütekennzahl. Somit wird die theoretische Vermutung anhand der durchgeführten Simulationen bestätigt. Es kann davon ausgegangen werden, dass sich dieses Problem bei Simulationen über längere Zeiträume noch verstärkt.

#### 3.1.4. Zusammenfassung der Kalibrierung

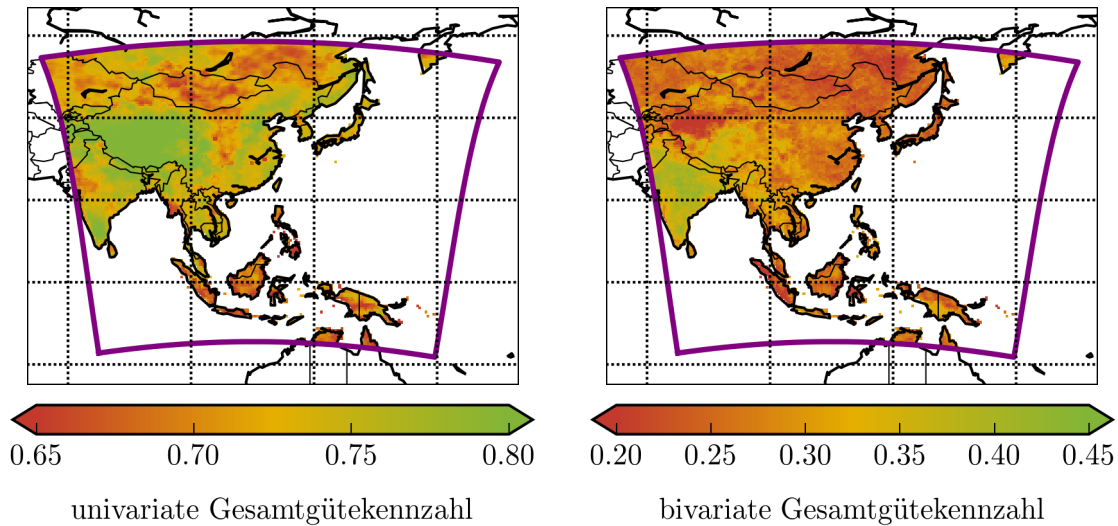
Die Kalibrierung hat gezeigt, dass alle geprüften Parameter einen Einfluss auf die Güte der Simulation haben können. Aufgrund der unterschiedlichen Art der Beeinflussung wirken die verschiedenen Parameter jedoch auf unterschiedliche Teilkomponenten der beiden Gesamtgütekennzahlen. Somit ist die Kalibrierung jedes einzelnen Parameters wichtig, um eine optimale Güte zu erhalten. Darüber hinaus ergab sich ein teilweise unsystematisches Verhalten der Güte auf eine Änderung der Modellparameter. Dies zeigte sich vor allem bei der Variation der Anzahl und Position der Referenzstationen. Zudem führte die Änderung der Blocklänge der Anzahl der Clusterklassen zu einer ähnlichen aber gegensätzlichen Reaktion des Modells. Aus diesem Grund erscheint die Prüfung aller möglichen Parameterkombination im Nachhinein als gerechtfertigt.

Aus den 348 Kombinationen, welche zu konvergenten Modellsimulationen führten, soll nun diejenige ausgewählt werden, welche die höchsten Gesamtgütekennzahlen besitzt. Die Parametereinstellungen mit den jeweils größten Werten sind in Abbildung 3.4 und 3.5 durch ein schwarz schraffiertes Rechteck gekennzeichnet. Wie oben beschrieben, wirken die untersuchten Parameter auf unterschiedliche Weise auf die univariaten und bivariaten Gütekennzahlen, so dass sich zwei verschiedene optimale Parametereinstellungen ergeben. Für die Ermittlung einer optimalen Parametereinstellung müssen die beiden Gesamtgütekennzahlen daher gegeneinander abgewogen werden. In Analogie zu den Teilgütekennzahlen geschieht dies durch eine gewichtete Mittelung:

$$G^{(\text{total})} = \frac{1}{3} \left( 2 \cdot G^{(\text{uni})} + G^{(\text{biv})} \right) .$$

Die stärkere Gewichtung der univariaten Gesamtgütekennzahl geschieht dabei aufgrund der





**Abbildung 3.11.:** Regionale Verteilung der univariaten und bivariaten Gesamtgütekennzahl. Exemplarisch wird das Ensemblemittel über 10 Simulationen für eine Parametereinstellung mit 7 Referenzstationen, einer Toleranz der Trendvorgabe von 0.3 K, einer Clusteranzahl von 60 und einer Blocklänge von 16 Tagen gezeigt.

größeren Anzahl von Teilgütekennzahlen und dem relativ kurzen Simulationszeitraum, welche nur unsichere Aussagen über die Güte der bivariaten Verteilungen erlaubt.

Die so definierte Gesamtgütekennzahl  $G^{(\text{total})}$  wurde für jede Parametereinstellung berechnet. Es ergab sich eine maximale Gesamtgütekennzahl von  $G^{(\text{total})} = 0.58$  für folgende Parametrisierung:

charakteristische Variable:	2 m-Temperatur
Toleranz der Trendvorgabe:	0.3 K
Anzahl der Referenzstationen:	7
Anzahl der Clusterklassen $N_c$ :	60
Blocklänge $n_b$ :	16 d
Datumstoleranz:	20 d(40 d)
Anzahl der zufällig erzeugten ersten Näherungen:	500000

Diese Parametereinstellung wird im Folgenden für die Simulationen des statistischen Modells STARS verwendet.

Um einen Eindruck von der räumlichen Verteilung der univariaten und bivariaten Gesamtgütekennzahl zu erhalten, werden beide Kennzahlen für die optimale Parametereinstellung in Abbildung 3.11 dargestellt. Allgemein ergibt sich für beide Gesamtgütekennzahlen eine hohe räumliche Variabilität. Diese beruht zum Teil auf der Variabilität der als Relativmodell benutzten Simulationen der CMIP5 GCMs. So ergibt sich beispielsweise die hohe univariate Gesamtgütekennzahl über dem Hochland von Tibet aus den relativ großen Abweichungen der Globalmodelle, welche das künstliche Relativmodell bilden (siehe Abschnitt A.6). Die geringste Güte zeigt STARS über den Philippinen, Ost- und Westindonesien sowie im Norden CORDEX-Ostasiens.

#### 3.1.5. Einfluss des Antriebs

Auf der Grundlage der Annahme, dass der jeweilige Antriebsdatensatz die Qualität der Rechnungen von STARS beeinflusst, wurde in Abschnitt 3.1.1 ein Datensatz mit großer Ähnlichkeit zu den Referenzdatensätzen gesucht. Diese Annahme soll nun verifiziert werden. Hierfür werden Simulationen von STARS mit den Reanalysen ERA-40, ERA-Interim, NCEP/NCAR und NCEP/DOE sowie dem WATCH-FD Datensatz durchgeführt (siehe Abschnitt A.3).

Um für alle Antriebe die gleichen Simulationsbedingungen zu gewährleisten, wurden diese auf ein reguläres geographisches Gitter mit  $0.5^\circ$ -Auflösung bilinear interpoliert und falls notwendig höhenkorrigiert. Darüber hinaus werden jeweils die gleichen Referenzstationen sowie derselbe Trainings- und Simulationszeitraum gewählt. Der größtmögliche kontinuierliche Zeitraum, der von allen Antrieben abgedeckt wird ist 1979 bis 2001. Somit ergibt sich ein Trainingszeitraum von 1979 bis 1990 und ein Simulationszeitraum von 1991 bis 2001. Die Regressionsvorgabe entstammt dem jeweiligen Antriebsdatensatz. Für die übrigen Parametereinstellungen werden die, im vorherigen Abschnitt ermittelten, optimalen Werte gewählt. Für alle Datensätze werden jeweils 10 Simulationen gerechnet.

Im Folgenden soll der Einfluss des Antriebs aus zwei Gesichtspunkten untersucht werden. Zum einen im Hinblick auf dessen Wirkung auf die langjährigen Mittelwerte und zum anderen auf die dynamische Entwicklung der Simulation. Zur Untersuchung werden die 2 m-Temperatur und der Niederschlag herangezogen. Als Referenz dienten die Datensätze CRU-TS3.21 für die Temperatur und GPCP-FD v6 für den Niederschlag (siehe Abschnitt 2.2).

Abbildung 3.12 betrachtet die Jahresmittel der 2 m-Temperatur und des Niederschlags. Dargestellt sind die Abweichungen der STARS-Simulationen und der jeweiligen Antriebe von den Referenzdatensätzen für den Simulationszeitraum. Es lässt sich generell eine hohe Ähnlichkeit in der räumlichen Verteilung des Bias von STARS mit dem jeweiligen Antrieb erkennen. Besonders deutlich zeigt sich dies über dem Hochland von Tibet und den benachbarten Gebieten. Abweichungen von diesem Modellverhalten ergeben sich nur in geringer Ausprägung und räumlich begrenzt. So zeigt sich beispielsweise zwischen der NCEP/DOE Reanalyse und der angetriebenen STARS Simulation ein leichter Unterschied im Niederschlagsbias über der Insel Borneo.

Generell bestätigt sich die oben gemachte Vermutung des Einflusses des Antriebsdatensatzes auf die Simulationen von STARS. Die hohe Ähnlichkeit des Bias zwischen dem Modell und dem jeweiligen Antrieb im Simulationszeitraum resultiert primär aus der hohen klimatischen Ähnlichkeit des Trainings- und Simulationszeitraumes und der damit verbundenen schwachen Regressionsvorgabe. Es ist anzunehmen, dass sich bei einer stärkeren Regressionsvorgabe ein deutlicherer Unterschied zeigt.

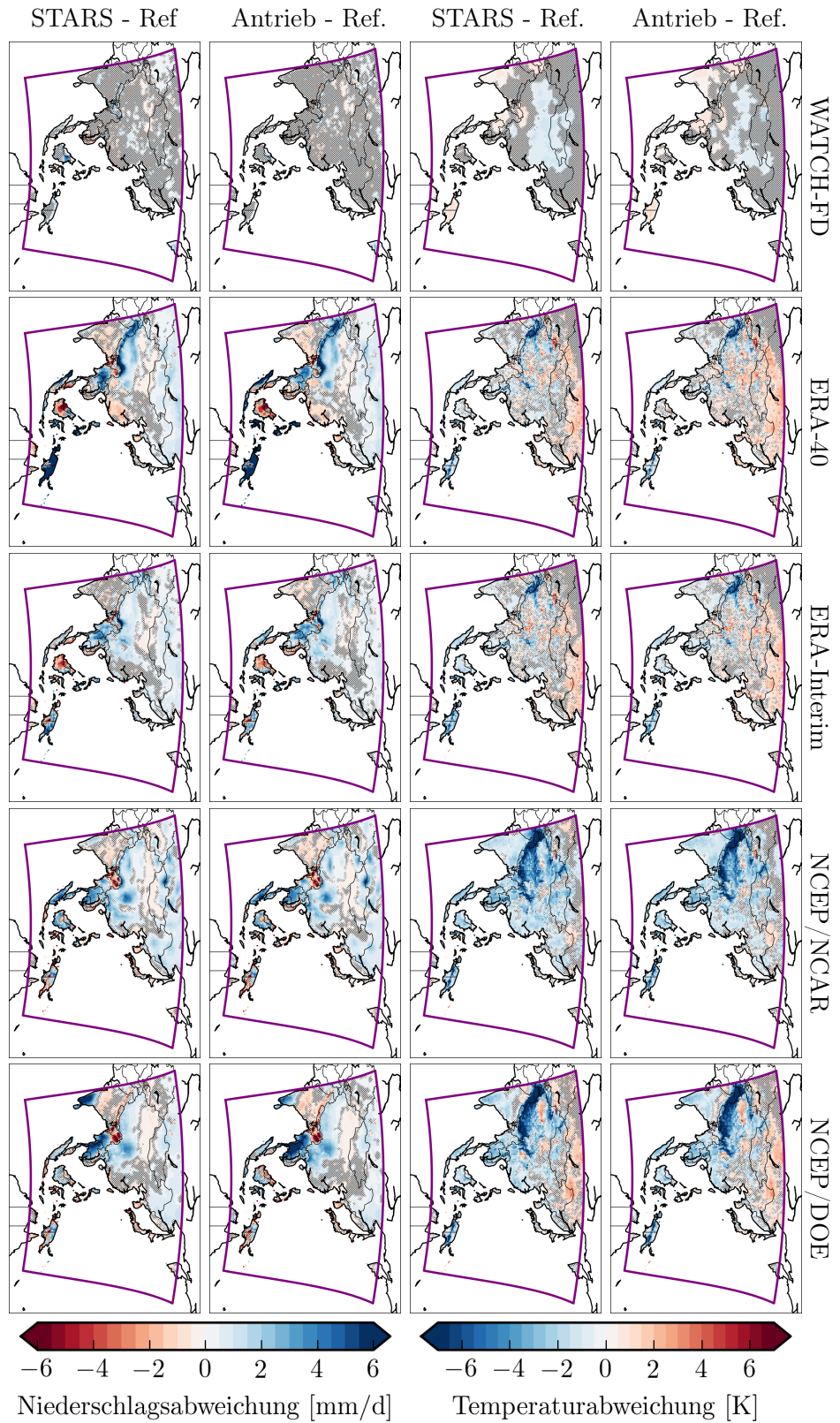
Um den Einfluss des Antriebs auf die dynamische Entwicklung des Modells zu untersuchen wurden in Abbildung 3.13 der pearsonsche Korrelationskoeffizient zwischen dem Antrieb und der jeweiligen STARS-Rechnung bestimmt. Als Berechnungsgrundlage diente dabei die Zeitreihe der Jahresmittel. Die Abbildung zeigt, dass nur ein geringer statistischer Zusammenhang zwischen den Zeitreihen der STARS-Simulation und des Antriebs besteht. Die Korrelationskoeffizienten liegen über dem Großteil der Region zwischen  $-0.3$  und  $+0.3$  und sind in der Regel unterhalb der Signifikanzschwelle (5%). Das Ergebnis kann folgendermaßen erklärt werden: Durch die Regressionsvorgabe wird STARS eine Entwicklung der Temperatur auf jährlicher Zeitskala aufgeprägt. Diese Vorgabe entstammt dabei dem Antrieb. Wie in Abschnitt 1.4.2 beschrieben, werden die Regressionsparameter über die OLS-Methode geschätzt. Somit stellt sowohl die Regressionsvorgabe (ermittelte Regressionsparameter des Antriebs) als auch die erreichten Regressionsparameter der Simulation einen geschätzten linearen Zusammenhang dar.

Das reale Verhalten der Zeitreihen kann hiervon abweichen. Eine entsprechende Prüfung des Bestimmtheitsmaßes des jeweiligen linearen Zusammenhanges (Hartung et al., 2009) findet nicht statt. Das Modell darf zudem innerhalb der Toleranz  $\epsilon$  von den Regressionsparametern abweichen. Somit besitzt das Modell eine relativ große Freiheit bei der Setzung der einzelnen Jahre und es ergibt sich der beobachtete geringe Korrelationskoeffizient zwischen der simulierten Zeitreihe von STARS und der Zeitreihe des Antriebs.

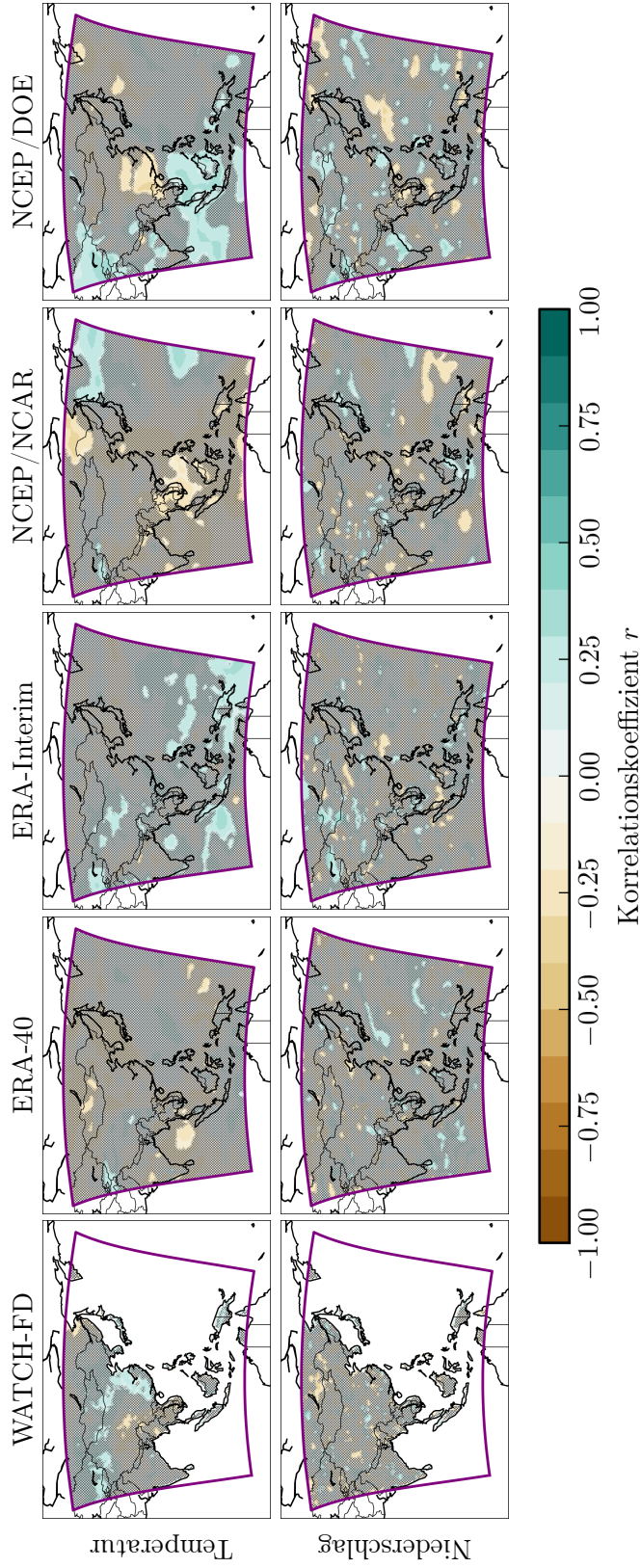
Anhand der Korrelationskoeffizienten zeigt der Niederschlag gegenüber der Temperatur einen geringeren Zusammenhang zwischen STARS und dem jeweiligen Antrieb. Dies ist damit zu erklären, dass sich das zeitliche Verhalten des Niederschlags im Modell (abhängige Variable) indirekt aus der Regressionsvorgabe der Temperatur (charakteristische Variable) sowie dem statistischen Zusammenhang zwischen Temperatur und Niederschlag ergibt. Wie in Abschnitt 1.4.4 dargestellt, kann die Neuordnung der Zeitreihe auf Jahres- und Blockebene zu einer systematischen Verzerrung des Zusammenhangs zwischen der charakteristischen und den jeweiligen abhängigen Variablen auf langen Zeitskalen führen. Für den Antrieb gilt dies nicht, so dass sich die Verzerrung hier in einer Verschiebung der Korrelationskoeffizienten äußert.

Die Untersuchung zeigt, dass STARS die Ausprägung und die räumliche Verteilung des Bias des Antriebsdatensatzes reproduziert. Daher kann, die in Abschnitt 3.1.1 getroffene Auswahl des Antriebsdatensatzes, im Nachhinein als gerechtfertigt angesehen werden. Die dynamische Entwicklung wird, aufgrund der Konstruktion des Modells und der Art der Vorgabe (lineare Regressionsvorgabe), nur im geringen Maße durch den Antrieb beeinflusst. Somit lassen sich zwar vom Antrieb unabhängige Szenarien generieren, allerdings ist dadurch die Steuerbarkeit des Modells eingeschränkt.

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.12.:** Die Abweichung der 2 m-Temperatur und des Niederschlags der Simulationen von STARS und dem jeweiligen Antrieb (ERA-40, ERA-Interim, NCEP/NCAR, NCEP/DOE und WATCH-FD) über den Simulationszeitraum von 1991 bis 2001. Als Referenzdatensätze dienen CRU-TS3.21 für die 2-m-Temperatur und GPCC-FD-v6 für den Niederschlag. Die schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Abweichung bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist. Als statistisches Prüfverfahren wurde ein Monte-Carlo-Bootstrap Verfahren mit einer Samplegröße von 10000 Mitgliedern verwendet (siehe Abschnitt 2.1.2).



**Abbildung 3.13.:** Der Pearsonsche Korrelationskoeffizient zwischen den Simulationen von STARS und dem jeweiligen Antrieb (ERA-40, ERA-Interim, NCEP/NCAR, NCEP/DOE und WATCH-FD) für die 2-m-Temperatur und den Niederschlag. Als Berechnungsgrundlage dienen die Zeitreihen der Jahresmittel über den Zeitraum von 1991 bis 2001. Schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Korrelationskoeffizient bei einem Signifikanzniveau von 5 % gleich Null ist. Als statistisches Prüfverfahren wurde ein Monte-Carlo-Bootstrap Verfahren mit einer Samplegröße von 10000 Mitgliedern verwendet.



## 3.2. Kalibrierung des dynamischen Regionalmodells CCLM

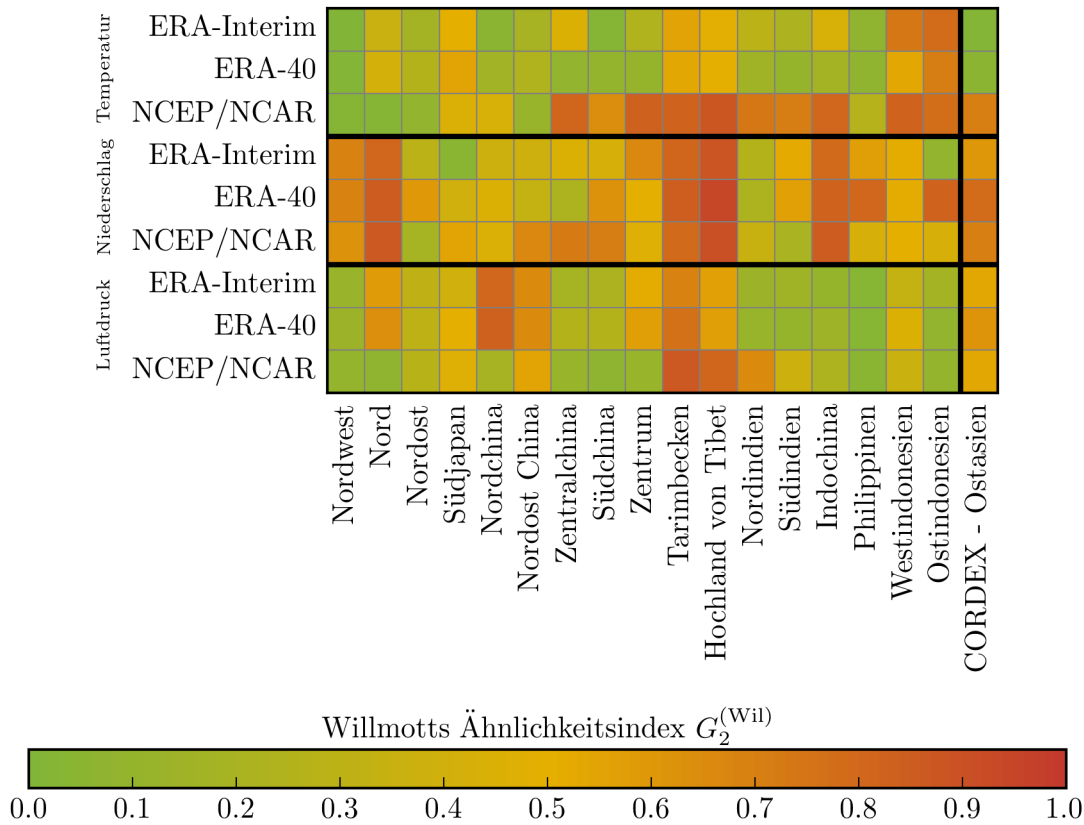
Analog zum vorherigen Abschnitt soll nun die Kalibrierung des dynamischen Regionalmodells CCLM durchgeführt werden. Im Unterschied zum statistischen Modell STARS wird durch CCLM versucht die komplexen dynamischen Prozesse der atmosphärischen Zirkulation physikalisch korrekt abzubilden. Daher ist das Modell deutlich komplexer und enthält dementsprechend eine hohe Anzahl ( $\approx 500$ ) an frei kalibrierbaren Parametern. Aufgrund der langen Rechenzeit ist eine umfangreiche Untersuchung des Parameterraums wie im Falle von STARS unmöglich, weshalb sich die Kalibrierung im Rahmen dieser Arbeit nur auf einzelne subjektiv ausgewählte Parameter konzentriert wird. Die Abarbeitung erfolgt zudem seriell, so dass Wechselbeziehungen zwischen verschiedenen Parametern nicht berücksichtigt werden können. Ähnlich dem statistischen Modell STARS bedarf die Wahl des Antriebsdatensatzes einer besonderen Aufmerksamkeit, da beispielsweise wesentliche Elemente des asiatischen Monsunsystems außerhalb von CORDEX-Ostasien (siehe Abschnitt 1.5.3) liegen und deren Wirkung somit durch den Antrieb aufgeprägt wird. Daher wird zuerst ein hinreichender Antriebsdatensatz gesucht und anschließend die eigentliche Kalibrierung der Modellparameter durchgeführt.

### 3.2.1. Wahl des Antriebsdatensatzes

Das dynamische Regionalmodell CCLM benötigt zu jedem Zeitschritt Informationen über den Zustand der Atmosphäre an den Rändern der Modellregion. Dies umfasst unter anderem die Werte der prognostischen Variablen an allen Gitterpunkten und Zeitschritten. Um eine möglichst freie Entwicklung des Modells zu gewährleisten, wird bei den hier durchgeführten Rechnungen auf die Verwendung der Spektralen-nudging-Technik (von Storch et al., 2000) zur Anbindung des Antriebs an CCLM verzichtet.

Die räumliche und zeitliche Auflösung des verwendeten Antriebs sollte ein gewisses Größenverhältnis zum Regionalmodell nicht überschreiten (Denis et al., 2003), um einen sinnvollen Informationstransfer zu ermöglichen. Diese Anforderungen sind derzeit nur durch die Nutzung von Reanalysen oder globalen und regionalen Zirkulationsmodellen zu realisieren. Neben den zeitlich hoch aufgelösten Feldern der prognostischen Variablen benötigt CCLM noch zeitlich konstante oder nur saisonal variierende Felder wie die Orographiehöhe, die Rauigkeitslänge oder den Blattflächenindex. Diese werden von weiteren externen Datensätzen bereitgestellt (Smiatek et al., 2008; Doms et al., 2011). Der grob aufgelöste Antrieb wird zusammen mit dem externen Datensatz, unter Verwendung eines sogenannten Präprozessors, auf das räumliche Modellgitter interpoliert (Schättler, 2013). In der gewählten Konfiguration des CCLM liegen die interpolierten Felder in einer zeitlichen Auflösung von 6 h vor und werden modellintern (mittels lineare Interpolation) auf die Zeitschritte des Modells übertragen.

Im Rahmen der Kalibrierung von CCLM soll der Zeitraum von 1980 bis 1989 simuliert werden. Dieser Zeitraum wurde subjektiv als Optimum zwischen der Länge des Simulationszeitraumes und der benötigten Rechenzeit gewählt. Ziel der Simulationen ist es, die beobachteten klimatischen Verhältnisse möglichst genau zu reproduzieren. Reanalysen bieten sich hierbei als idealer Antrieb an, da diese auf Beobachtungen basieren und somit eine gute Approximation der realen Zirkulation außerhalb der Modellregion bieten. Zudem bilden sie die atmosphärische Zirkulation in der für CCLM notwendigen räumlichen und zeitlichen Auflösung ab (siehe Abschnitt 1.3.5). Für die Simulationen standen die Reanalysen ERA-40, ERA-Interim und NCEP/NCAR zur Verfügung (siehe Abschnitt A.3.1). Von diesen drei Reanalysen soll diejenige ausgewählt werden, welche die Beobachtungen, im betrachteten Zeitfenster, am besten widerspiegelt. Zu diesem Zweck soll analog zur Kalibrierung von STARS ein Vergleich auf



**Abbildung 3.14.:** Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_2^{(Wil)}$  für verschiedene Teilregionen. Als Berechnungsgrundlage dienten die Zeitreihen der Jahresmittel der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meereshöhe. Es werden die drei Reanalysedatensätze ERA-40, ERA-Interim und NCEP/NCAR verglichen, welche als Antrieb für CCLM in Frage kommen. Als Referenzdatensätze wurden der CRU-TS3.21 Datensatz für die Temperatur, der GPCC-FD v6 Datensatz für den Niederschlag und der HadSLP2 für den Luftdruck gewählt. Der Vergleich bezieht sich für alle Reanalysen auf den Zeitraum von 1980 bis 1989.

Basis von Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_2^{(Wil)}$  durchgeführt werden.

Abbildung 3.14 zeigt Willmotts Ähnlichkeitsindex für die Jahresmittel der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meereshöhe. Trotz des unterschiedlichen Vergleichszeitraums ergibt sich, prinzipiell ein ähnliches Bild, wie beim Vergleich in Abschnitt 3.1.1. Keine der Reanalysen erreicht in allen Teilregionen und Variablen durchweg hohe Werte von  $G_2^{(Wil)}$ . Die NCEP/NCAR Reanalyse zeigt einen deutlichen Unterschied zu den Beobachtungen der Temperatur für die Regionen südlich von  $40^\circ$  N. Dies ist auf den Kältebias der Reanalyse über diesen Gebieten zurückzuführen (siehe Abschnitt A.3.1). Für ERA-40 und ERA-Interim ergeben sich deutlich bessere  $G_2^{(Wil)}$ -Werte, wobei der Unterschied zwischen den beiden Reanalysen gering ist.

Für den Niederschlag sind die Unterschiede weniger deutlich. Die  $G_2^{(Wil)}$ -Werte des Niederschlags zeigen eine relative Ähnlichkeit der Modelle, im Vergleich zu den Werten der Temperatur und des Luftdrucks. Im Mittel über die gesamte Region erzielt ERA-Interim leicht bessere Werte gegenüber den anderen beiden Reanalysen.

Beim Luftdruck zeigen sich wiederum deutliche Unterschiede in der räumlichen Verteilung des

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

	Atmosphäre	
	Länge	Breite
Position des rotierten Nordpols:	64.78° W	77.61° N
horizontale Gitterausdehnung:	47.96° W - 55.99° O	33.88° S - 53.25° N
horizontale Gitterpunkte:	235	199
Auflösung:	0.44°	0.44°
Anzahl der vertikalen Schichten:	32	
	physikalische Parametrisierungen	
Turbulenzschema:	prognostische TKE nach Mellor und Yamada (1982)	
Konvektionsschema:	Massenflussschema nach Tiedtke (1989)	
Strahlungsparametrisierung:	$\delta$ -Zweistrom nach Ritter und Geleyn (1992)	
Niederschlag:	Bulk-Schema nach Kessler (1995)	
	Bodenparametrisierung	
Typ:	Mehrschichtmodell nach Schrodin und Heise (2001)	
mittlere Tiefe der Schichten [m]:	0.010, 0.035, 0.08, 0.17, 0.35, 0.71, 1.43, 2.87, 5.75, 11.51	
verwendete Modellversion:	COSMO 4.8 - CLM 14	

**Tabelle 3.5.:** Spezifikation der verwendeten Grundkonfiguration des CCLM. Diese basiert teilweise auf D. Wang et al. (2013). Auf Basis dieser Konfiguration wurde die Kalibrierung des Modells durchgeführt.

Ähnlichkeitsindex zwischen den beiden ECMWF Reanalysen und der NCEP/NCAR Reanalyse. Vor allen in den Regionen Nord, Zentrum, Nordchina und Nordost China zeigen ERA-40 und ERA-Interim schlechtere Ergebnisse. Über dem Hochland von Tibet und den Regionen Nord- und Südindien sind die Ähnlichkeitsindizes hingegen deutlich besser. Im Mittel über ganz CORDEX-Ostasien ergeben sich nur geringe Unterschiede zwischen den drei Reanalysen in der Gütekennzahl des Luftdrucks.

Der Vergleich ergibt leicht bessere  $G_2^{(Wil)}$ -Werte für die ERA-Interim Reanalyse gegenüber ERA-40 und NCEP/NCAR. Daher wird für die nachfolgende Kalibrierung von CCLM die ERA-Interim Reanalyse als Antrieb verwendet.

#### 3.2.2. Kalibrierung von CCLM

Wie oben beschrieben, begrenzt sich die folgende Kalibrierung des CCLM, aufgrund der langen Rechenzeit des Modells, auf einen Unterraum des über 500 Parameter umfassenden Parameterraums. Dabei wird jedoch auf eine Grundkonfiguration aufgebaut, welche ebenfalls im Rahmen der vorliegenden Arbeit entwickelt und in einer separaten Studie veröffentlicht wurde (D. Wang et al., 2013). Diese Grundkonfiguration ist bereits teilweise für die Region Ostasien angepasst. Tabelle 3.5 fasst die grundsätzlichen Parametereinstellungen sowie die verwendeten Gitterdefinitionen zusammen.

Ausgehend von dieser Konfiguration werden folgende Gesichtspunkte im Rahmen der hier durchgeführten Kalibrierung betrachtet:

- Die Kalibrierung des numerischen Integrationsschemas,
- die Größe der lateralen Interpolationszone und Rayleigh-Dämpfung,



- die Kalibrierung der Bodenparametrisierung,
- die Wahl der skaligen Niederschlags- und Wolkenbildung,
- die Wahl der Konvektionsparametrisierung und
- die Kalibrierung der subskaligen Wolkenparametrisierung.

Die Auswahl der Punkte ist subjektiv. Als Simulationszeitraum werden die Jahre von 1979 bis 1989 gewählt, wobei das Jahr 1979 als Einschwingzeitraum des Modells genutzt wird und damit nicht in die Untersuchung einfließt. Der gewählte Zeitraum erlaubt einerseits statistische Aussagen und ist andererseits aus Sicht der benötigten Rechenzeit vertretbar. Analog zur Kalibrierung des statistischen Modells STARS kann es jedoch zu Fehleinschätzungen, aufgrund des kurzen Simulationszeitraumes, kommen. Dies muss jedoch im Hinblick auf die Rechenzeit in Kauf genommen werden.

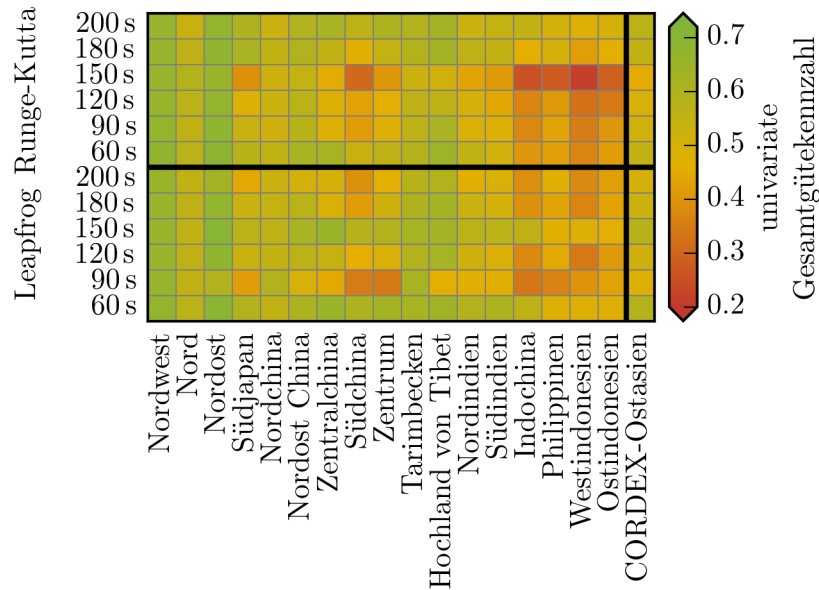
Um den Analyseaufwand gering zu halten, wird analog zur Kalibrierung von STARS (siehe Abschnitt 3.1) die Validierung der verschiedenen Parameterkonfigurationen mit Hilfe der univariaten Gesamtgütekennzahl durchgeführt. Dieses vorgehen birgt die Gefahr einer Fehleinschätzung des Einflusses einer einzelnen Parametrisierung aufgrund der Aggregation von verschiedenen Teilgütekennzahlen zu einer Gesamtgütekennzahl. Dabei können sich beispielsweise einzelne Teilgütekennzahlen ausgleichen und somit den physikalischen Einfluss des jeweiligen Parameters verschleiern (Mauritsen et al., 2012). Wirkt die Parametrisierung nur auf eine einzelne Teilgütekennzahl, so kann darüber hinaus der Einfluss durch die gewichtete Mittelung verdeckt werden. Aus diesem Grund werden die einzelnen Parametrisierungen und die Wirkung der verschiedenen Einstellungen detailliert betrachtet. Aufgrund der geringen Länge des Simulationszeitraumes wurde sich gegen eine Anwendung der bivariaten Gütekennzahlen entschieden.

#### Kalibrierung des numerischen Integrationschemas

Eine optimale Kalibrierung der numerischen Integration stellt eine wichtige Voraussetzung für die Kalibrierung der weiteren Parameter dar. Hierbei muss vor allem darauf geachtet werden, dass die Stabilität der numerischen Integration gewahrt bleibt (CFL-Kriterium). Wie in Abschnitt 1.3.3 erläutert, wird zu diesem Zweck bei der numerischen Implementierung des Modells, eine Zerlegung prognostischen Modellgleichungen (1.12) bis (1.19) in eine schnelle und eine langsame Bewegungskomponente vorgenommen. Letztere enthält die horizontale und vertikale Advektion, die Corioliskraft, die Strahlungswechselwirkung, den turbulenten und konvektiven Transport sowie einen Teil der mikrophysikalischen Wolkenprozesse und die Niederschlagsflüsse (Doms, 2011). Die eigentliche Integration erfolgt durch Nutzung eines sogenannten Marchuk-Splittings (Marchuk, 1974) mit einem kurzen (schnelle Bewegungskomponente) und einem langen Zeitschritt (langsame Bewegungskomponente). Bei der Integration der schnellen Bewegungsanteile werden die Terme für die langsame Bewegung konstant gehalten.

Für die numerische Integration der langsamen Bewegungsanteile kann für CCLM sowohl ein Runge-Kutta Schema 3. Ordnung (Wicker und Skamarock, 2002) als auch ein Leapfrog basiertes Schema (Skamarock und Klemp, 1992) genutzt werden. Die Integration der schnellen Bewegungsanteile erfolgt für beide Schemen auf ähnliche Weise, mit einer expliziten Formulierung für horizontal propagierende Wellen (atmosphärische Schwere- und Schallwellen) und einer impliziten Formulierung für die vertikale Propagation.

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

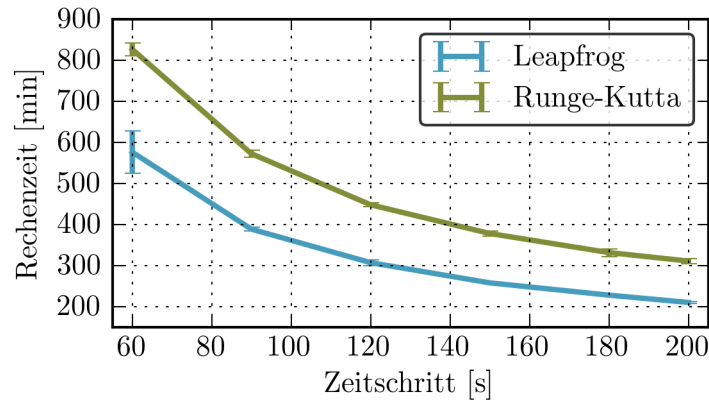


**Abbildung 3.15.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen für das Runge-Kutta und Leapfrog Integrationschema mit verschiedenen Zeitschritten von 60 s bis 200 s und für verschiedene Teilregionen CORDEX-Ostasiens.

Sowohl das Runge-Kutta als auch das Leapfrog Schema wurden im Rahmen der Kalibrierung für verschiedene Einstellungen der zeitlichen Diskretisierungslänge (Zeitschritt) getestet. Abbildung 3.15 zeigt die univariate Gesamtgütekennzahl für die verschiedenen Einstellungen und Teilregionen. Ein Zeitschritt von 200 s stellte dabei die oberste Grenze für eine stabile numerische Integration nach dem CFL-Kriterium dar (Etling, 2008). Für die beiden Schemen ergibt sich eine gewisse systematische Abhängigkeit der Güte von der Größe des Zeitschrittes. Insbesondere zeigt sich eine deutliche Sensitivität in Regionen, welche von der Monsunzirkulation direkt beeinflusst werden (siehe Abschnitt 1.5.3). Dies ist vor allem auf Unterschiede in der Simulation der Niederschlags- und Druckverhältnisse zurückzuführen. Für die beiden größten Zeitschritte (180 s und 200 s) erreicht das Runge-Kutta Schema in allen Teilregion eine höhere Gesamtgütekennzahl als das Leapfrog Schema. Bei einem Zeitschritt von 150 s ist die Differenz zwischen den beiden Schemen am deutlichsten. Im Falle von Runge-Kutta resultieren die schwachen Gütekennzahlen aus einer deutlichen Unterschätzung der Monsunniederschläge. Insbesondere für den südlichen Teil CORDEX-Ostasiens zeigt sich nur ein gering ausgeprägter Jahresgang des Niederschlags. Eine Verringerung des Zeitschrittes von 120 s auf 60 s ergibt für das Runge-Kutta Schema eine leichte Verbesserung der Gesamtgütekennzahlen in den Monsunregionen. Das Leapfrog Schema zeigt hingegen eine Verschlechterung von 150 s zu 90 s und für einen Zeitschritt von 60 s wiederum eine Verbesserung.

Aus der Untersuchung der univariaten Gesamtgütekennzahlen in Abbildung 3.15 ergibt sich eine ähnliche hohe Güte für das Leapfrog Schema mit einem Zeitschritt von 60 s und 150 s sowie dem Runge-Kutta Schema mit einem Zeitschritt von 180 s und 200 s. Um eine konkrete Auswahl zu treffen, wurde daher der Aspekt der Rechenzeit für die einzelnen Einstellungen mit einbezogen. Abbildung 3.16 zeigt die benötigte Rechenzeit für die Simulation eines Jahres<sup>6</sup>. Bei den vier genannten Einstellungen zeigt das Leapfrog Schema mit 150 s die geringste

<sup>6</sup>Die Zeitangaben beziehen sich auf Rechnungen mit 256 Kernen des PIK-Clusters (Stand 2013,



**Abbildung 3.16.:** Die Rechenzeit von CCLM für die Simulation eines Jahres für verschiedene Zeitschritte mit dem Leapfrog und Runge-Kutta Schema. Die Rechnungen wurden auf dem PIK-Cluster unter Verwendung von 256 Kernen durchgeführt. Die Fehlerbalken ergeben sich aus der einfachen Standardabweichung für 11 simulierte Jahre.

Rechenzeit und ist mit  $(258 \pm 2)$  Minuten deutlich schneller als das Runge-Kutta Schema mit 200s Zeitschritt, welches  $(311 \pm 7)$  Minuten für die Simulation eines Jahres benötigte. Daher wurde sich für die weiteren Rechnungen für das Leapfrog Schema mit 150s Zeitschritt entschieden.

Neben der Kalibrierung des numerischen Integrationsschemas wurde auch die Auswirkung durch die Vernachlässigung von einzelnen Termen in den Modellgleichungen untersucht. Wie in Abschnitt 1.3.2 beschrieben, gelten die Differentialgleichungen (1.12) bis (1.14) streng genommen für die Näherung einer flachen Atmosphäre nach Phillips (1966). Dabei werden die zusätzlichen Advektionsterme  $uw/r$ ,  $vw/r$  und  $u^2/r + v^2/r$  (mit der Höhe über dem Erdmittelpunkt  $r = a+z$ ) sowie die Coriolisterme  $w \cdot 2\Omega \cos \varphi$  und  $u \cdot 2\Omega \cos \varphi$  vernachlässigt. Aufgrund des großen Nenners ist zumindest die Vernachlässigung der Advektionsterme gerechtfertigt. In der näheren Umgebung des Äquators sind jedoch die Coriolisterme quantitativ nicht vernachlässigbar. Im Rahmen der Kalibrierung wurde daher der Einfluss der Coriolisterme auf die Simulation untersucht.

Abbildung 3.17 zeigt die univariaten Gütekennzahlen der Simulationen nach Zuschalten der beiden Terme. Anhand der Gesamtgütekennzahl lässt sich kein signifikanter Unterschied zwischen den Einstellungen in den verschiedenen Teilregionen erkennen. Demnach unterscheiden sich die Simulationen aus klimatischer Sicht nicht. Die Vernachlässigung der Coriolisterme erscheint daher als gerechtfertigt.

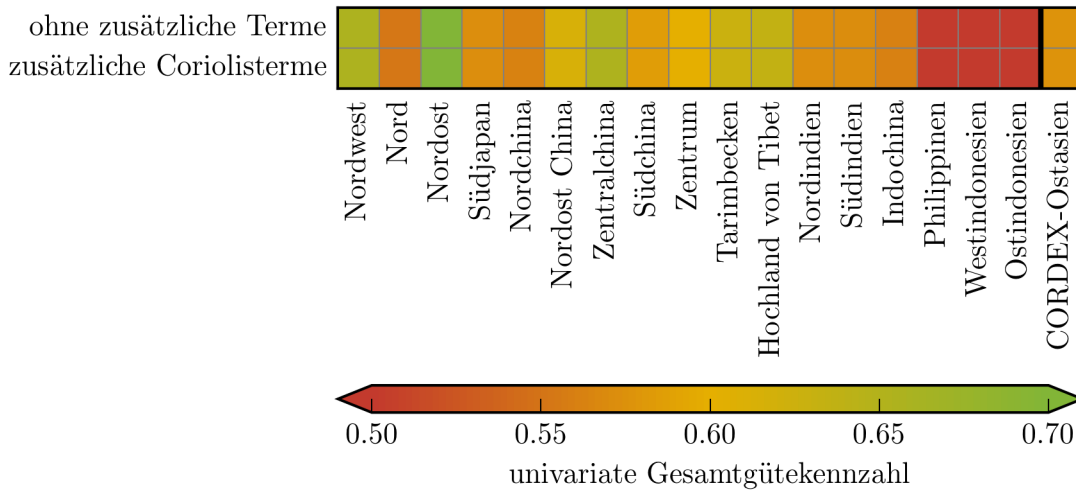
### Größe der lateralen Interpolationszone und Rayleigh-Dämpfung

Als nächstes sollen die Parameter für die lateralen und oberen Randbedingungen kalibriert werden. Konkret wurde dabei die Größe der lateralen Interpolationszone und die Dicke der oberen Dämpfungsschicht variiert.

Wie oben beschrieben werden die Informationen zum Zustand der atmosphärischen Zirkulation am oberen und lateralen Rand der Modellregion über den Antrieb bereitgestellt. Bei dieser Kopplung soll, zum einen das Regionalmodell in die großskalige atmosphärische Zirkulation außerhalb der Modellregion eingebettet und zum anderen die Reflexion von physikalisch und

<https://www.pik-potsdam.de/services/it/hpc>).

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.17.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen für die Simulationen mit und ohne zusätzlichem Coriolisterm in den prognostischen Modellgleichungen. Zur Integration wurde das Leapfrog Schema mit einem Zeitschritt von 150 s gewählt.

numerisch angeregten atmosphärischen Wellen von den Rändern unterdrückt werden. Letzteres geschieht in der Regel durch eine Dämpfung der prognostischen Variablen innerhalb einer ausgedehnten Zone Nahe des jeweiligen Randes (Davies, 1983).

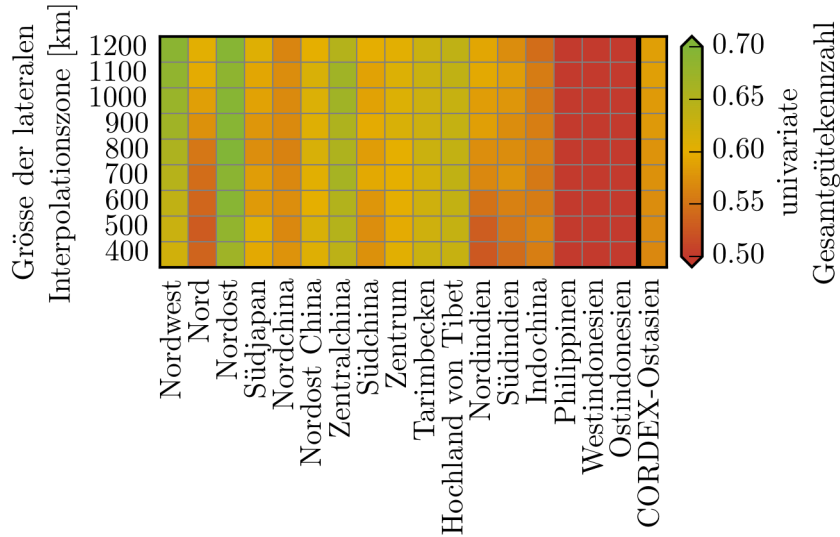
Zum einbinden der lateralen Randbedingungen nutzt CCLM eine Methodik nach Davies (1976). Dabei wird ein zusätzlicher Term in die prognostischen Gleichungen (1.12) bis (1.19) eingeführt, welcher die zeitliche Entwicklung des Modells an die externen Antriebsfelder koppelt<sup>7</sup>. Die Kopplung erfolgt für alle Gitterzellen innerhalb einer lateralen Interpolationszone, wobei die Stärke des Einflusses des Antriebs von der Entfernung zum äußeren Rand und der Dicke der Interpolationszone abhängig ist. Sie wird durch die Dämpfungsfunktion  $\alpha_{LR}$  vermittelt:

$$\alpha_{LR} \propto \exp\left(-6 \cdot \frac{d}{L}\right). \quad (3.1)$$

Hierbei repräsentiert  $d$  die Entfernung zum äußeren Rand und  $L$  die Dicke der lateralen Interpolationszone. Eine optimale Dämpfung von atmosphärischen Wellen erfolgt durch einen möglichst langsamen Abfall von  $\alpha_{LR}$ . Somit muss die Ausdehnung der Interpolationszone  $L$  hinreichend groß gewählt werden. Ein zu großes  $L$  kann hingegen die freie Modellentwicklung behindern, da in diesem Fall der Einfluss der Antriebs tief in die Modellregion reicht. Für die hier durchgeführten Simulationen sollte die Interpolationszone außerhalb der Evaluierungsregion CORDEX-Ostasien liegen.

Im Zuge der Kalibrierung wurde die Größe der lateralen Interpolationszone zwischen 400 km und 1200 km variiert. Dies entspricht etwa 9 bis 25 Gitterzellen am äußeren Rand. Bei der Definition des horizontalen Gitters von CCLM (siehe Tabelle 3.5), wurde ein Randbereich von 16 Gitterzellen zu den Vorgaben des CORDEX einbezogen. Damit ragt die Interpolationszone ab einer Größe von etwa 800 km in die Region CORDEX-Ostasien hinein. Die lateralen Interpolationszonen mit einer Ausdehnung zwischen 800 km und 1200 km wurden gewählt, um eine Abschätzung der Randeffekte zu erhalten.

<sup>7</sup>Einzige Ausnahme ist die vertikale Windkomponente  $w$ , welche nicht an den Antrieb gekoppelt wird. Für diese gilt hingegen eine Neumann-Randbedingung am lateralen Rand (keine vertikale Beschleunigung, siehe Doms (2011)).



**Abbildung 3.18.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen für verschiedene Ausdehnungen der lateralen Interpolationszone für verschiedene Teilregionen CORDEX-Ostasiens.

Abbildung 3.18 zeigt die univariaten Gesamtgütekennzahlen für die verschiedenen Ausdehnungen der lateralen Interpolationszone. Es zeigt sich vor allem in den westlichen Teilregionen (Nordwest, Nord, Nord- und Südindien) eine Beeinflussung der Güte, während die Teilregionen am östlichen und südöstlichen Rand (Nordost, Philippinen und Indonesien) unbeeinflusst erscheinen. Die Teilregionen im inneren CORDEX-Ostasiens (Zentrum, Zentralchina oder Indochina) ergeben ebenfalls keine ausgeprägte Abhängigkeit. Eine Vergrößerung der Interpolationszone führt zu einer systematischen Verbesserung der Güte in den Regionen Nord und Nordindien. Für Nordindien kann dies auf eine Verbesserung der Niederschlagssimulation zurückgeführt werden. In der Teilregion Nord resultiert die Vergrößerung der Interpolationszone in besseren Teilgütekennzahlen der Temperatur. Ab einer Ausdehnung von 800 km ist jedoch davon auszugehen, dass die Temperatur in den Randregionen deutlich vom Antrieb beeinflusst wird, so dass die weitere Verbesserung nicht auf das Modell sondern die Wirkung des Antriebs zurückgeführt werden kann. Daher wurde sich für eine Interpolationszone von 700 km entschieden.

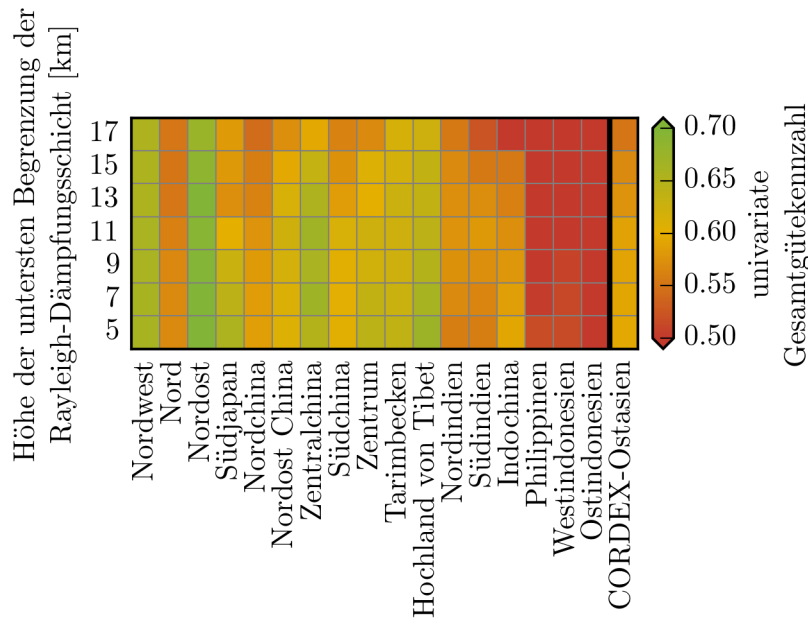
Für den oberen Randbereich des Modellgitters wird auf ähnliche Weise wie bei den lateralen Rändern, durch Einführung eines zusätzlichen Kopplungsterms (Rayleigh-Dämpfung) in die prognostischen Modellgleichungen<sup>8</sup>, verfahren. Die Dämpfungsfunktion des Kopplungsterms

$$\alpha_{\text{OR}} \propto \frac{1}{2} \left[ 1 - \cos \left( \pi \frac{z - z_D}{z_T - z_D} \right) \right] \quad (3.2)$$

ist dabei abhängig von der geometrischen Höhe  $z$ . Als feste Parameter gehen die Höhe der oberen Modellbegrenzung  $z_T$  und die Höhe der unteren Begrenzung der Dämpfungsschicht  $z_D$  ein. Unterhalb der Dämpfungsschicht findet keine Dämpfung statt ( $\alpha_{\text{OR}} = 0$ ). Analog zu der lateralen Interpolationszone sollte die Zone mit Rayleigh-Dämpfung zum einen hinreichend groß sein, um eine effektive Dämpfung zu erlauben, aber zum anderen nicht in die, für die

<sup>8</sup>Im Unterschied zu den lateralen Rändern wird dabei jedoch nicht an den externen Antrieb gekoppelt, sondern eine Kombination aus Neumann- und Dirichlet-Randbedingungen für die einzelnen Modellvariablen vorgegeben.

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



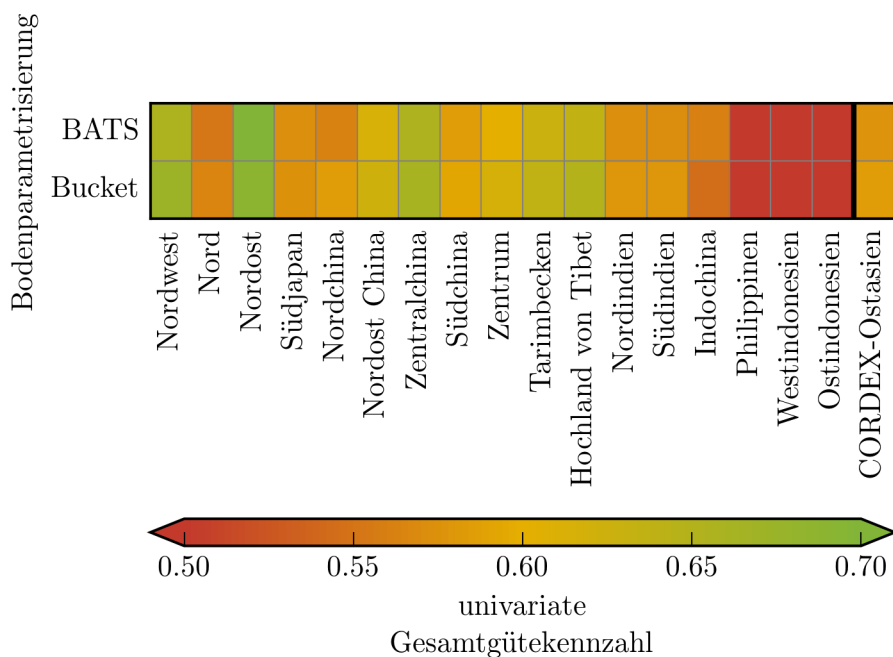
**Abbildung 3.19.:** Analog zu Abbildung 3.18 für die Dicke der Rayleigh-Dämpfungsschicht.

Betrachtung relevanten, Luftschichten hineinragen. Dies gilt insbesondere im Bereich von hohen Gebirgszügen wie dem Himalaja und Karakorum oder in Regionen mit hochreichender Konvektion, wie den Monsungebieten oder die ITKZ. Bei den durchgeführten Rechnungen lag die obere Modellbegrenzung bei  $z_T = 27.193$  km. Für die Kalibrierung wurde die Höhe der unteren Begrenzung der Rayleigh-Dämpfungsschicht zwischen 5 km und 17 km variiert. Bei einer Höhe von 5 km reicht die Dämpfungsschicht bis zur höchsten topographischen Erhebung (5634 m) der Modellorographie.

Abbildung 3.19 zeigt die univariate Gesamtgütekennzahl für verschiedene Höhen und Teilregionen. Für kleine Schichtdicken ( $z_D > 13$  km) ergibt sich eine deutliche Verschlechterung der Güte. In diesem Fall kann angenommen werden, dass die Dämpfung von atmosphärischen Wellen unzureichend geschieht und reflektierte Wellen die atmosphärische Zirkulation künstlich stören. Dies gilt insbesondere für die Monsungebiete Südindien und Indochina. Bei einer zu großen Schichtdicke ( $z_D < 7$  km) zeigt sich ebenfalls eine negative Beeinflussung der Güte. Für die Regionen Nord- und Südindien kann dies auf eine Verschlechterung der Teilgütekennzahlen des Niederschlags zurückgeführt werden. Dies ist ein Hinweis auf eine zu starke Dämpfung der vertikalen Windkomponente bzw. der Konvektion. Als Resultat der Kalibrierung wurde sich für einen Wert von  $z_D = 11$  km entschieden, da sich für diese Schichtdicke die höchsten Gesamtgütekennzahlen in den meisten Teilregionen ergaben.

#### Kalibrierung der Bodenparametrisierung

Einer der wichtigsten Prozesse zwischen Boden und Atmosphäre stellt der Austausch von Feuchtigkeit dar. Für die Modellierung der atmosphärischen Zirkulation stellt dieser Feuchtefluss eine Randbedingung für die unterste atmosphärische Modellschicht dar. Zu seiner Bestimmung verwendet CCLM eine separate Bodenparametrisierung um den Austausch- und die Umwandlungsprozesse innerhalb des Bodens realistisch abzubilden. Konkret verwendet CCLM ein komplexes Mehrschichtmodell nach Schrodin und Heise (2001). Für die hier durchgeführ-



**Abbildung 3.20.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen in verschiedenen Teilregionen für die beiden Parametrisierungsansätze der Evapotranspiration.

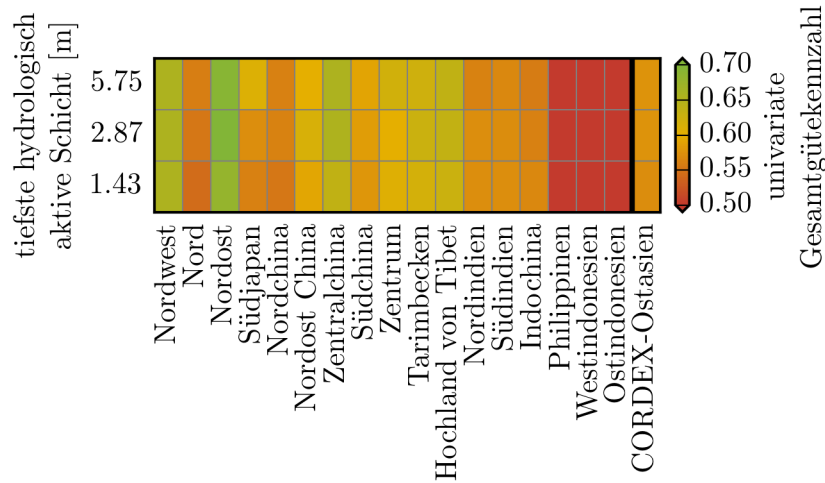
ten Rechnungen wurde die Anzahl der Bodenschichten auf 9, mit einer maximalen Tiefe von 11.51 m, festgelegt (siehe Tabelle 3.5).

Als Austauschprozesse zwischen Atmosphäre und Boden werden die Sedimentation von Regen und Schneefall in getrennte Oberflächenreservoirs, die Evaporation und Sublimation aus diesen Reservoirs und dem Erdboden sowie die Transpiration von Pflanzen berücksichtigt. Weitere für die Wasserbilanz an der Oberfläche relevante Prozesse sind die Infiltration von Wasser aus den Oberflächenreservoirs in die oberste Modellschicht, Schmelzen und Gefrieren von Schnee und Wasser, Oberflächenabfluss sowie der vertikale Wassertransport über die Pflanzenwurzeln. Für die Evaporation vom Erdboden und die Transpiration von Pflanzen bietet das Bodenmodell zwei verschiedene Parametrisierungsansätze: ein einfaches Bucket-Modell und ein komplexes Biosphere Atmosphere Transfer Scheme (BATS). Das Bucket-Modell erlaubt die Evaporation nur von der obersten Modellschicht. Die Transpiration ergibt sich aus dem Transpirationssog der Pflanzen über alle mit Wurzeln erfüllten Bodenschichten. Die Evapotranspiration des BATS basiert auf dem Modell von Dickinson (1984). Darin werden, für die Bestimmung der Evaporation vom Erdboden, die obersten Modellschichten (bis 0.1 m und 1 m) in einem optimierten 2-Schichtmodell zusammengefasst. Die Transpiration berücksichtigt neben einer komplexeren Darstellung des Transpirationssogs auch den Einfluss des Windes. Für beide Parametrisierungsansätze werden die Wurzeltiefe, der Bedeckungsgrad und der Blattflächenindex als externe Parameter übergeben und mit einem Jahresgang versehen (Doms et al., 2011).

Die beiden Parametrisierungsansätze wurden im Rahmen der Kalibrierung untersucht. Abbildung 3.20 zeigt die univariaten Gesamtgütekennzahlen der Simulationen für verschiedene Teilregionen. Zwischen den beiden Parametrisierungen zeigen sich nur minimale Unterschiede, welche primär aus leicht unterschiedlichen Luftdruck- und Temperaturverteilungen infolge der veränderten sensiblen und latenten Wärmeflüsse resultieren. Am deutlichsten sind diese Unterschiede in Nord- und Indochina. Auf Basis der univariaten Gesamtgütekennzahlen kann



### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.21.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen in verschiedenen Teilregionen für die untersuchten Tiefen der untersten hydrologisch aktiven Schicht.

keine klare Entscheidung über die Wahl der Evapotranspirationsparametrisierung getroffen werden. Ausschlaggebend sind daher physikalische Argumente. Das BATS bildet hierbei (gegenüber dem Bucket-Modell) mehr physikalische Prozesse direkt ab und besitzt daher eine höhere Komplexität und Realitätsnähe. Aus diesem Grund wurde sich für die Parametrisierung der Evapotranspiration durch das BATS entschieden.

Der vertikale Transport von Wasser zwischen den einzelnen Bodenschichten erfolgt aufgrund der wirkenden Kapillar- und Gravitationskraft. Zur Bestimmung des entsprechenden Flusses wird im Bodenmodell die Richards-Gleichung (Richards, 1931) mittels eines impliziten numerischen Verfahrens gelöst (Doms et al., 2011). Als unterer Randwert für diese Berechnung wird für eine bestimmte Tiefe nur noch ein nach unten gerichteter Abfluss infolge der Gravitation zu gelassen. Ein kapillarer Aufstieg aus der darunter befindlichen Schicht ist nicht möglich. Diese Tiefe kennzeichnet somit die tiefste hydrologisch aktive Schicht und bestimmt damit auch die maximale Wasserkapazität des Bodens. Um den Einfluss dieses Parameters auf die Simulation zu untersuchen wurde die Tiefe von 1.43 m bis 5.75 m variiert. Diese Auswahl umfasst die drei untersten Schichten des Bodenmodells (siehe Tabelle 3.5) oberhalb der tiefsten Schicht. Abbildung 3.21 zeigt die resultierenden Gütekennzahlen. Ähnlich den Ergebnissen bei den Parametrisierungsansätzen für die Evapotranspiration ergeben sich nur geringe Unterschiede zwischen den untersuchten Einstellungen. Für die Regionen Südjapan und Südchina ergibt sich eine leichte Verbesserung der Güte für tiefere Schichten. Das beste Gesamtergebnis wurde für eine Tiefe von 5.75 m erzielt. Daher wird dieser Wert im Folgenden verwendet.

#### Wahl der skaligen Niederschlags- und Wolkenbildung

Die Kondensation von Wasserdampf hat einen wesentlichen Einfluss auf die Energie- und Feuchteflüsse innerhalb der Atmosphäre. Die damit verbundene Wolkenbildung wirkt zudem in komplexer Art und Weise auf den Strahlungstransfer (Wallace und Hobbs, 2006). Vor allem in Bezug auf eine antizipierte Klimaänderung stellt die korrekte Modellierung der Bewölkung und des hydrologischen Kreislaufes eine schwierige Herausforderung dar (IPCC, 2007).

In der gewählten Auflösung von  $0.44^\circ$  geschieht die Wolken- und Niederschlagsbildung sowohl durch skalige als auch durch subskalige Prozesse. Beide Skalen werden hier und in den nach-



Schema	Warmregen	Misch	Graupel
prognostische Variablen	Luftfeuchtigkeit $q^v$	Luftfeuchtigkeit $q^v$	Luftfeuchtigkeit $q^v$
	Wolkenwasser $q^c$	Wolkenwasser $q^c$	Wolkenwasser $q^c$
	Regen $q^r$	Wolkeneis $q^i$	Wolkeneis $q^i$
		Regen $q^r$	Regen $q^r$
		Schnee $q^s$	Schnee $q^s$
			Graupel $q^g$

**Tabelle 3.6.:** Die jeweiligen prognostischen Variablen für die drei geprüften Schemen zur Kalibrierung der skaligen Niederschlags- und Wolkenbildung.

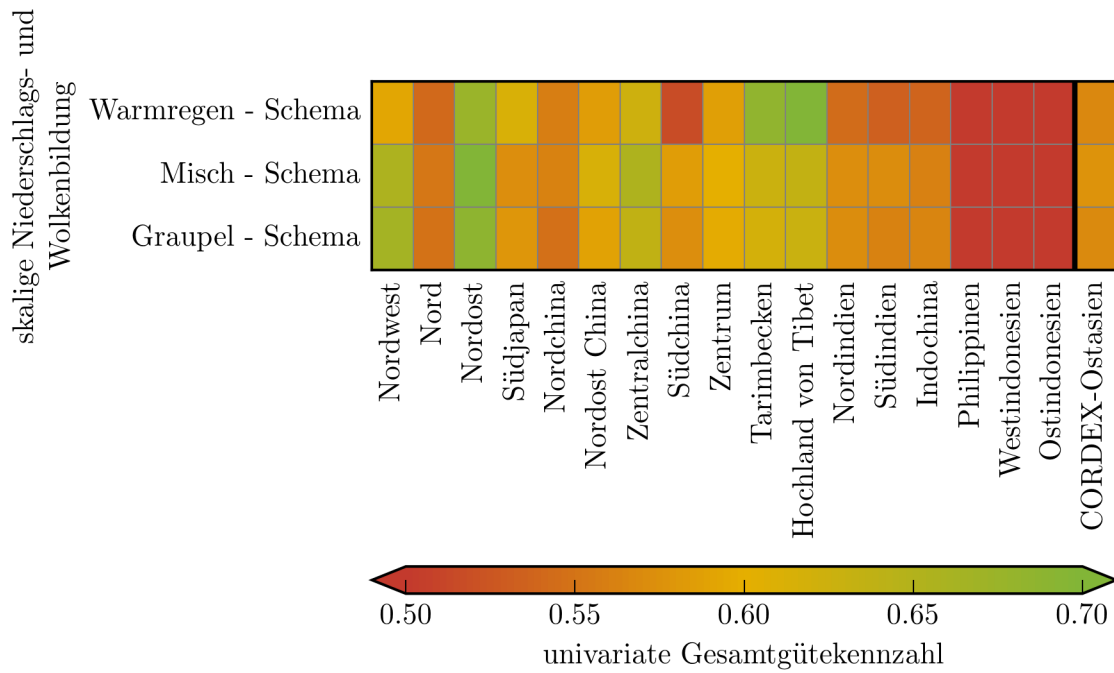
folgenden Abschnitten gesondert betrachtet. Die skalige Niederschlags- und Wolkenbildung wird in CCLM über ein System von prognostischen Gleichungen gesteuert. Diese beschreiben die mikrophysikalischen Prozesse innerhalb der Wolken nicht direkt, sondern nur über deren Wirkung auf die prognostischen Stoffmengenanteile  $q^l$  (flüssiges Wasser) und  $q^f$  (gefrorenes Wasser). Daher spricht man hierbei auch von einem Bulk-Schema (Kessler, 1995).

In Abschnitt 1.3 sind die prognostischen Gleichungen für die Stoffmengenanteile durch die Gleichungen (1.19) gegeben. Für die Berechnung im Modell werden diese in einen sedimentierenden Anteil und einen nicht-sedimentierenden Anteil zerlegt. Der spezifische Flüssigwasser- und Eisgehalt von Wolken ( $q^c$  und  $q^i$ ) stellt den nicht-sedimentierenden Anteil dar und beschreibt Partikel mit vernachlässigbarer Fallgeschwindigkeit. Für beide Partikelarten wird jeweils eine prognostische Gleichung definiert. Der sedimentierende Anteil repräsentiert verschiedene Niederschlagsarten wie beispielsweise Regen, Schnee oder Graupel ( $q^r$ ,  $q^s$  oder  $q^g$ ). Die mikrophysikalischen Umwandlungsprozesse zwischen den verschiedenen Stoffkomponenten werden durch diagnostische Gleichungen dargestellt. Aufgrund der hohen Fallgeschwindigkeit und der relativ geringen Fallhöhen der sedimentierenden Stoffmengenanteile wird der Effekt der subskaligen turbulenten Diffusion für diese vernachlässigt. Durch die Art der Behandlung der Stoffmengenanteile über prognostische Gleichungen ist jedoch ein horizontaler advektiver Transport des Niederschlags während des vertikalen Ausfallens möglich.

Zur Justierung der skaligen Niederschlags- und Wolkenbildung erlaubt CCLM eine separate Auswahl einzelner sedimentierender und nicht-sedimentierender Stoffmengenanteile. Im Rahmen der hier durchgeführten Kalibrierung wurden drei verschiedene Einstellungen untersucht. Tabelle 3.6 fasst die drei Schemen mit den jeweiligen prognostischen Variablen zusammen. Sie unterscheiden sich in der Verwendung des spezifischen Stoffmengenanteils von Wolkeneis ( $q^i$ ), Schnee ( $q^s$ ) und Graupel ( $q^g$ ) als prognostische Variablen und damit in der Komplexität der abgebildeten mikrophysikalischen Prozesse. Das Warmregen-Schema stellt dabei eine extreme Vereinfachung der physikalischen Wirklichkeit dar und wurde nur zu Vergleichszwecken ausgewählt. Wolken und Wolkensysteme mit mittlerer bis großer vertikaler Mächtigkeit, wie beispielsweise innerhalb der ITKZ oder der Meiyu-Front, sollten durch die Einbeziehung von Wolkeneis deutlich realistischer wiedergegeben werden.

Abbildung 3.22 zeigt die univariaten Gesamtgütekennzahlen für die verschiedenen Schemen. Anhand der Kennzahlen ergibt sich eine klare Abweichung des Warmregen-Schemas in den Regionen Südchina, Nord- und Südindien. Die Beschränkung auf Regen und Wasserwolken führt dabei nicht nur zu einer Veränderung im Niederschlag, sondern auch zu veränderten Druck und Temperaturverhältnissen infolge der unterschiedlichen Bewölkung und Strahlungswechselwirkung der Wolken sowie der veränderten sensiblen und latenten Wärmeflüsse. Dies kann in einzelnen Regionen auch zu einer Kompensation des Modellbias und damit einer Ver-

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.22.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen in verschiedenen Teilregionen für verschiedene Schemen der skaligen Niederschlags- und Wolkenbildung.

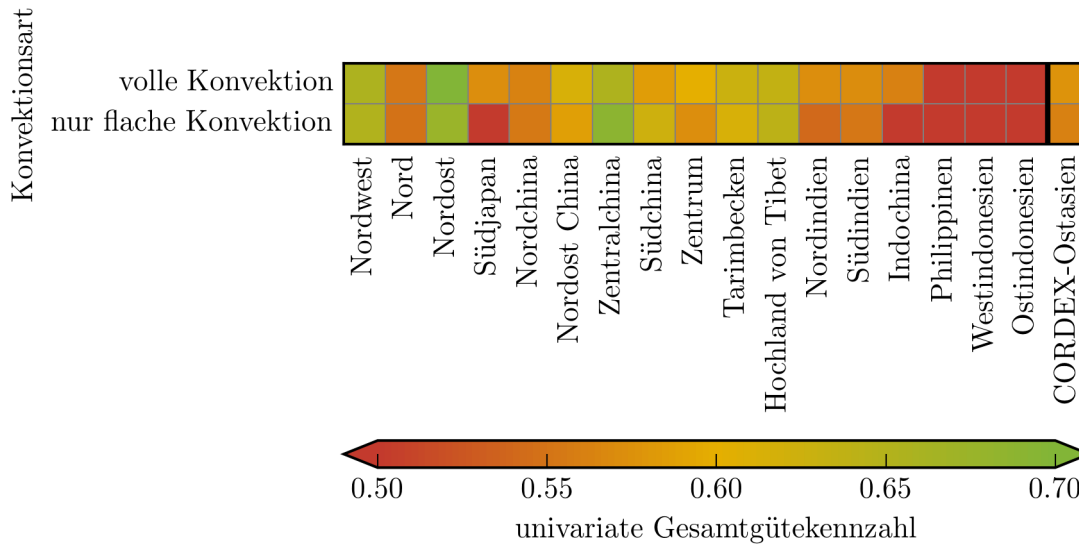
besserung der Gütekennzahlen, wie beispielsweise im Tarimbecken und dem Hochland von Tibet, führen. Über die gesamte Region betrachtet erreicht das Warmregen-Schema jedoch geringere Gütekennzahlen. Der Unterschied zwischen Misch- und Graupel-Schema fällt weniger deutlich aus. Letzteres wurde für die explizite Simulation der hochreichenden Konvektion bei hoher Modellauflösung entwickelt (Doms et al., 2011). Aufgrund der gewählten horizontalen Auflösung und der Ähnlichkeit der abgebildeten mikrophysikalischen Prozesse zwischen beiden Schemen, ist der geringe Unterschied nachvollziehbar. Anhand der erzielten Gütekennzahlen wurde sich für das Misch-Schema entschieden.

#### Wahl der Konvektionsparametrisierung

Die Konvektion stellt eine der wichtigsten vertikalen Transportphänomene in der Atmosphäre dar. Sie tritt infolge einer instabilen Luftschichtung auf und führt zu deren Stabilisierung. Konvektiver Aufstieg von feuchter Luft kann zu Wolkenbildung und Niederschlag führen. Die Konzeption des CCLM als nicht-hydrostatisches Modell erlaubt die explizite Modellierung von skaligen konvektiven Prozessen. Bei der gewählten Auflösung ( $\approx 50$  km) findet Konvektion jedoch in der Regel im subskaligen Bereich statt und muss daher durch eine subskalige Parametrisierung bestimmt werden. Insbesondere über den Monsungebieten kann die Wahl der Konvektionsparametrisierung einen deutlichen Einfluss auf die Qualität der Niederschlagssimulation haben (Feng und Fu, 2006; Zou und Zhou, 2013).

Im Rahmen dieser Arbeit werden die subskaligen konvektiven Prozesse im Modell über ein Massenflussschema nach Tiedtke (1989) parametrisiert. Dabei werden drei Arten von Konvektion unterschieden:

1. Flache Konvektion infolge eines turbulenten vertikalen Transports feuchter Luftmassen,



**Abbildung 3.23.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen in verschiedenen Teilregionen für zwei verschiedene Komplexitätsstufen der Parametrisierung der subskaligen Konvektion.

2. penetrative Konvektion infolge eines großskaligen advektiven Transports feuchter Luftmassen und
3. mid-level Konvektion infolge dynamischer Hebung der Luft über das Niveau der freien Konvektion.

Die flache und penetrative Konvektion beginnen dabei stets in der untersten Modellschicht, während bei Typ 3 der konvektive Aufstieg erst in einer höheren Modellschicht einsetzt. Die penetrative Konvektion ist typisch für die innertropische Konvergenzzone.

Um den Einfluss der verschiedenen Konvektionsarten in den unterschiedlichen Teilregionen CORDEX-Ostasiens zu erfassen, werden zwei Simulationen durchgeführt. Die erste Simulation berücksichtigt alle drei Konvektionsarten (volle Konvektion), während die zweite Simulation nur die flache Konvektion (Typ 1) umfasst. Abbildung 3.23 zeigt die univariaten Gesamtgütekennzahlen in den einzelnen Teilregionen für beide Simulationen. Es ergeben sich deutliche Unterschiede in den Teilregionen Indochina und Südjapan sowie leichtere Unterschiede über Nord- und Südindien. Dies deckt sich teilweise mit den Beobachtungen von Feng und Fu (2006), wonach die Konvektionsparametrisierung einen wesentlichen Einfluss auf die Güte der Simulation des Niederschlags hat. Eine genauere Betrachtung kann hier aufgrund der Begrenzung auf Landgitterpunkte nicht erfolgen.

Durch die Unterdrückung der penetrativen und mid-level Konvektion kommt es innerhalb der ITKZ zu verminderten konvektiven Niederschlägen. Diese werden teilweise durch erhöhte großskalige Niederschläge ausgeglichen um die Wasserbilanz zu wahren. Zudem kommt es durch die Beschränkung auf die flache Konvektion zu einer Erhöhung des bodennahen Luftdrucks über der gesamten Region, infolge des verringerten vertikalen Transports. In der verwendeten Auflösung können somit die konvektiven Prozesse nur unzureichend explizit (skalig) vom Modell aufgelöst werden. Als Parametrisierungsansatz der subskaligen Konvektion wurde sich, aufgrund der ermittelten Gütekennzahlen, für die volle Konvektion entschieden.

#### Kalibrierung der subskaligen Wolkenparametrisierung

Das dynamische Regionalmodell CCLM erlaubt in der verwendeten Gitterauflösung nur die explizite Modellierung von großen Wolkensystemen (oberhalb der Modellauflösung). Dabei wird angenommen, dass beim überschreiten des Sättigungsdampfdrucks die gesamte Gitterbox mit Wolken erfüllt ist (Bedeckungsgrad 1). Kleinere Wolken, infolge von subskaligen Variationen der relativen Luftfeuchtigkeit innerhalb eines Gitterelementes, führen zu einer partiellen Bedeckung (Bedeckungsgrad  $< 1$ ) und müssen durch eine geeignete Parametrisierung erfasst werden. CCLM unterscheidet zwischen konvektiven und stratiformen subskaligen Wolken. Erstere werden innerhalb des zuvor besprochenen Konvektionsschemas bestimmt. Für die Berechnung von stratiformer subskaliger Bewölkung können im Modell zwei verschiedene Parametrisierungsansätze verwendet werden:

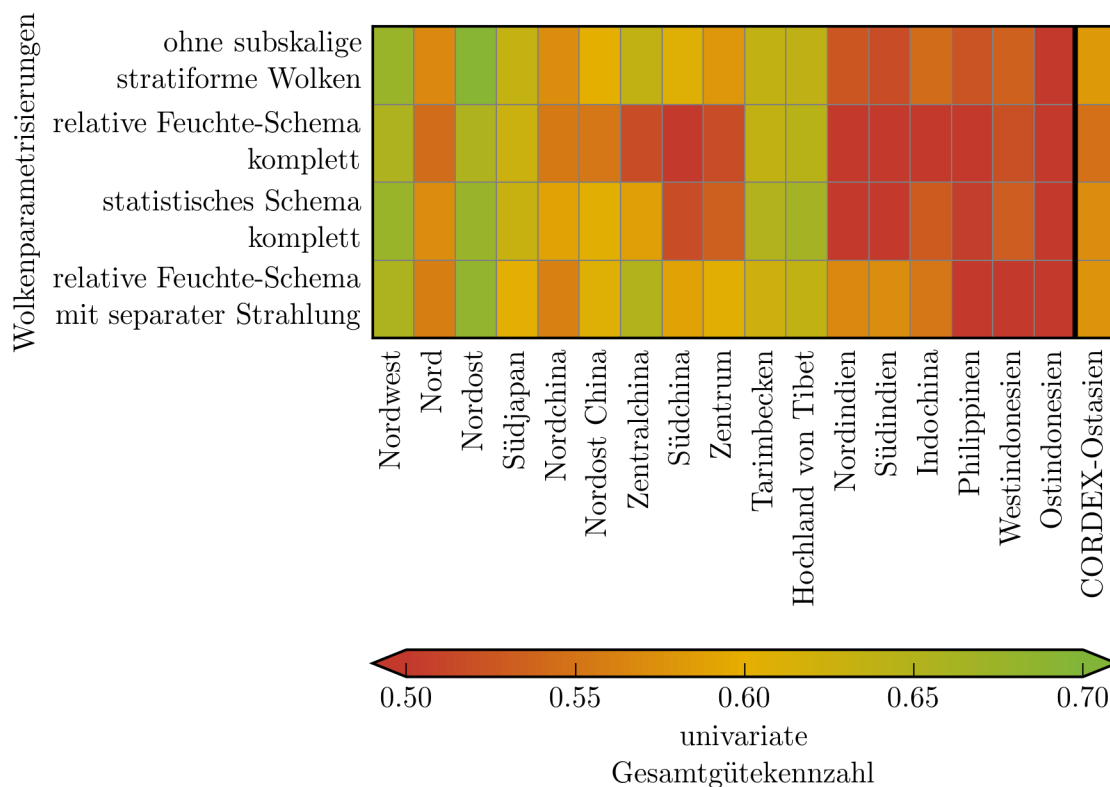
1. Ein empirisches relative Feuchte-Schema und
2. ein statistisches Wolkenschema.

Das relative Feuchte-Schema nutzt eine diagnostische Gleichung, um einen Zusammenhang zwischen der relativen Luftfeuchtigkeit und der Wolkenbedeckung bzw. dem Wolkenwassergehalt herzustellen (Slingo, 1980, 1987). Die Parameter dieser Gleichung werden dabei abhängig von der betrachteten Gitterbox ermittelt. Das statistische Wolkenschema basiert auf Sommeria und Deardorff (1977). Statt einer diagnostischen Gleichung nimmt das statistische Schema eine Normalverteilung für das Sättigungsdefizit<sup>9</sup> an und ermittelt die Wolkenbedeckung sowie den Wolkenwassergehalt aus der Lage der Verteilung um den mittleren Feuchtegehalt der Gitterbox relativ zur Sättigungsfeuchte. Analog zum relative Feuchte-Schema werden die Verteilungsparameter dabei gitterboxspezifisch berechnet. Beide Wolkenschemen beschränken ihre Berechnungen auf Wasserwolken. Somit können keine subskaligen stratiformen Eiswolken gebildet werden. Zudem führen die Wolken keine sedimentierenden Bestandteile (Regen, Schnee, Graupel, etc.) mit sich.

Innerhalb des CCLM wird die subskalige stratiforme Bewölkung in der Berechnung des Strahlungshaushaltes und der subskaligen Turbulenz (in der freien Atmosphäre und in der Nähe des Erdbodens) berücksichtigt. Neben den beiden besprochenen subskaligen Wolkenparametrisierungen, kann für die Strahlungsparametrisierung eine separate Parametrisierung genutzt werden. Dabei handelt es sich ebenfalls um ein diagnostisches relative Feuchte-Schema, welches jedoch auch Eiswolken berücksichtigt. Somit bieten sich mehrere Kombinationsmöglichkeiten für die verwendeten Wolkenparametrisierungen in der Berechnung des Strahlungshaushaltes und der subskaligen Turbulenz.

Um die bestmögliche Kalibrierung zu identifizieren werden im Folgenden verschiedene Kombinationen der Parametrisierungsschemen für subskalige Bewölkung untersucht. Abbildung 3.24 zeigt die univariaten Gütekennzahlen für diese Simulationen. Zum Vergleich ist zusätzlich eine Simulation ohne subskalige stratiforme Bewölkung durchgeführt worden. In diesem Fall wird für die Berechnung des Strahlungstransfers und der subskaligen Turbulenz nur die großskalige Bewölkung berücksichtigt. Bei dem Vergleich zeigt sich, dass die Einführung der subskaligen Wolkenparametrisierung nicht prinzipiell zu einer Verbesserung der Güte führt. In den Gebieten Zentrum sowie Zentral- und Südchina werden infolge der Aktivierung geringere Gütekennzahlen erreicht. Dies liegt primär an der Strahlungswechselwirkung der gebildeten Wolken. Bei der Verwendung des relative Feuchte-Schemas und des statistischen Schemas findet sich

<sup>9</sup>Das Sättigungsdefizit ist als Differenz zwischen dem Feuchtegehalt der Luft und der Sättigungsfeuchte definiert.



**Abbildung 3.24.:** Die univariaten Gesamtgütekennzahlen in verschiedenen Teilregionen für verschiedene Einstellungen der subskaligen stratiformen Bewölkung. Das statistische Schema mit separater Strahlung bezeichnet die Kombination aus dem statistischen Wolkenchema für die Berechnung der subskaligen Turbulenzprozesse und einem separaten relative Feuchte-Schema mit Berücksichtigung von Eiswolken für die Berechnung des Strahlungshaushaltes. Zum Vergleich wurde eine Simulation ohne Berücksichtigung von subskaliger Bewölkung durchgeführt (nur großskalige Wolken).

ein deutlicher Wärmebias infolge der Unterschätzung der Bewölkung über den drei genannten Teilregionen. Durch Deaktivierung der subskaligen Bewölkung werden von CCLM mehr Wolken in den unteren Modellschichten erzeugt, was effektiv zu einer Abkühlung und somit einer Kompensation des Wärmebias führt (Wallace und Hobbs, 2006).

Die Strahlungswechselwirkung der subskaligen stratiformen Wolken ist der bestimmende Faktor für die Güte. Die Wirkung von Kondensationsprozessen auf die Modellierung der subskaligen Turbulenz und dem damit verbundenen Feuchtetransport ist hingegen als gering einzuschätzen. Die höchsten Gesamtgütekennzahlen werden für die Kombination aus statistischem Schema für die Turbulenz und separatem relative Feuchte-Schema mit Berücksichtigung von Eiswolken für die Strahlungsparametrisierung erreicht. Da diese Parametrisierung darüber hinaus die physikalischen Prozesse der Wolken am umfassendsten widerspiegelt, wurde sie für die folgenden Untersuchungen ausgewählt.

### Resultate der Kalibrierung

Ausgehend von der in Tabelle 3.5 zusammengefassten Grundkonfiguration, wurde in den vorherigen Abschnitten eine Feinjustierung des dynamischen Regionalmodells CCLM vorgenommen. Diese umfasste sowohl die numerischen als auch physikalischen Aspekte des Modells.

---

numerische Integration:	Leapfrog, ohne zusätzliche Advektions- und Coriolisterme
Zeitschritt:	150 s
Größe der lateralen Interpolationszone:	700 km
untere Begrenzung der Rayleigh-Dämpfungsschicht:	11 km
Parametrisierung der Evapotranspiration:	BATS
tiefste hydrologisch aktive Schicht:	5.75 m
skaligen Niederschlags- und Wolkenbildung:	Misch-Schema
subskalige Konvektionsarten:	flache, penetrative und mid-level Konvektion
subskalige Wolkenparametrisierung:	statistisches Schema mit gesonderter Strahlungsparametrisierung

---

**Tabelle 3.7.:** Ergebnis der Feinjustierung des CCLM.

	Antrieb	Zeitraum
	ERA-40	1959–2001
	ERA-Interim	1979–2011
	NCEP/NCAR	1948–2010
	MPI-ESM-LR (r1i1p1)	1949–2005

**Tabelle 3.8.:** Die verschiedenen Antriebe und Simulationszeiträume von CCLM zur Untersuchung des Einflusses des Modellantriebs auf die Modellrechnungen.

Tabelle 3.7 fasst die getroffenen Parametereinstellungen zusammen. In Bezug auf die getesteten Parametrisierungen und das verwendete Gütemaß stellt diese Parametereinstellungen eine optimale Konfiguration dar. Sie wird für alle folgenden Rechnungen verwendet.

### 3.2.3. Einfluss des Antriebs

Analog zum statistischen Modell STARS soll nun der Einfluss des Antriebs auf die Simulationen des dynamischen Regionalmodells CCLM untersucht werden. Für verschiedene Regionalmodelle wurden bereits ähnliche Untersuchungen in der Vergangenheit durchgeführt (Giorgi et al., 1992; Marinucci und Giorgi, 1992; Giorgi et al., 1993; R. Jones et al., 1995; Bhaskaran et al., 1996; Oh et al., 2013). Einheitliche Aussagen sind aufgrund der Komplexität der Modelle und Modellkopplungen schwierig. Daher soll das Regionalmodell CCLM hier separat betrachtet werden.

Für die Untersuchungen wurden die Reanalysen ERA-40, ERA-Interim und NCEP/NCAR sowie das dynamische Erdsystemmodell MPI-ESM-LR (siehe Abschnitt A.3) ausgewählt. Die Auswahl erfolgte anhand der Verfügbarkeit der Datensätze. Tabelle 3.8 fasst die Antriebe sowie die jeweiligen Simulationszeiträume zusammen. Es ergibt sich ein überlappender Zeitraum von 1981 bis 2001, welcher exklusive einer Einschwingzeit (1979 und 1980) von allen Simulationen abgedeckt wird. Wie beim statistischen Klimamodell STARS konzentriert sich die Untersuchung auf die langjährigen Mittelwerte der 2 m-Temperatur und des Niederschlags

sowie die dynamische Entwicklung der beiden Variablen. Das Verhalten innerhalb der 700 km breiten lateralen Interpolationszone soll in die Untersuchung mit einbezogen werden.

Abbildung 3.25 zeigt die Abweichungen der CCLM-Rechnungen und des jeweiligen Antriebs von den Referenzdatensätzen. Im Unterschied zu den Rechnungen von STARS, lässt sich kein eindeutiger Zusammenhang zwischen Modell und Antrieb erkennen. Dieses Ergebnis ist insbesondere für die Temperatur innerhalb der lateralen Interpolationszone bemerkenswert, da diese vom Antrieb indirekt übergeben wird<sup>10</sup>. Trotz der Unterschiede zwischen den Antrieben, ergibt sich für CCLM stets eine ähnliche räumliche Ausprägung des Temperaturbias. Der Unterschied zwischen Modell und Antrieb ist besonders deutlich bei der NCEP/NCAR Reanalyse. Die einzige Ähnlichkeit zeigt sich im Wärmebias im Nordosten und dem Kältebias über dem Karakorum.

Für den Niederschlag zeigt sich eine gewisse Ähnlichkeit. Allerdings ist auch hier die Übereinstimmung zwischen den verschiedenen CCLM Simulationen größer, als zwischen den Simulationen und dem jeweiligen Antrieb. Aufgrund der höheren Auflösung des Regionalmodells ergibt sich für dessen Bias eine feinere räumliche Struktur. Im Unterschied zur 2 m-Temperatur zeigen sich größere Abweichungen im Niederschlag zwischen den verschiedenen CCLM Simulationen innerhalb der lateralen Interpolationszone. Dies ist insbesondere am nördlichen Rand zu beobachten. Insgesamt bildet CCLM einen, vom Antrieb relativ unabhängigen, modellspezifischen Bias in der 2 m-Temperatur und dem Niederschlag aus. Hierin unterscheidet sich das dynamische Modell deutlich von statistischen Modell STARS.

Abbildung 3.26 zeigt den pearsonschen Korrelationskoeffizienten zwischen den Simulationen von CCLM und dem jeweiligen Antrieb für die 2 m-Temperatur und den Niederschlag. Im Unterschied zu den Simulationen des statistischen Modells STARS (siehe Abschnitt 3.1.5), zeigt sich für beide Variablen über einem Großteil der Region ein positiver und statistisch signifikanter Korrelationskoeffizient. Dies weist darauf hin, dass der Antrieb auf die dynamische Entwicklung des Regionalmodells CCLM einwirkt, was sich mit den Beobachtungen von Bhaskaran et al. (1996) deckt. Besonders groß ist der Korrelationskoeffizient bei der 2 m-Temperatur. Selbst außerhalb der lateralen Interpolationszone werden, über weite Flächen, statistisch signifikante Werte zwischen 0.75 bis 1.0 erreicht. Dabei haben Wasserflächen meist höhere Korrelationskoeffizienten gegenüber dem Land. Dies kann damit erklärt werden, dass die Oberflächentemperatur von Wasserflächen zu jedem Zeitschritt vom Antrieb übernommen wird<sup>11</sup>.

Der Niederschlag zeigt eine geringere Übereinstimmung zwischen CCLM und dem jeweiligen Antrieb in der zeitlichen Entwicklung. Über weite Teile CORDEX-Ostasiens werden nur geringe oder statistisch nicht signifikante Korrelationskoeffizienten erreicht. Innerhalb der lateralen Interpolationszone kann jedoch ein deutlicher Zusammenhang zwischen Antrieb und Modell beobachtet werden. Der Antrieb nimmt hier durch die Übergabe der Feuchtefelder indirekt Einfluss auf die Niederschlagsbildung. Außerhalb der Interpolationszone nimmt dieser Einfluss jedoch in der Regel schnell ab.

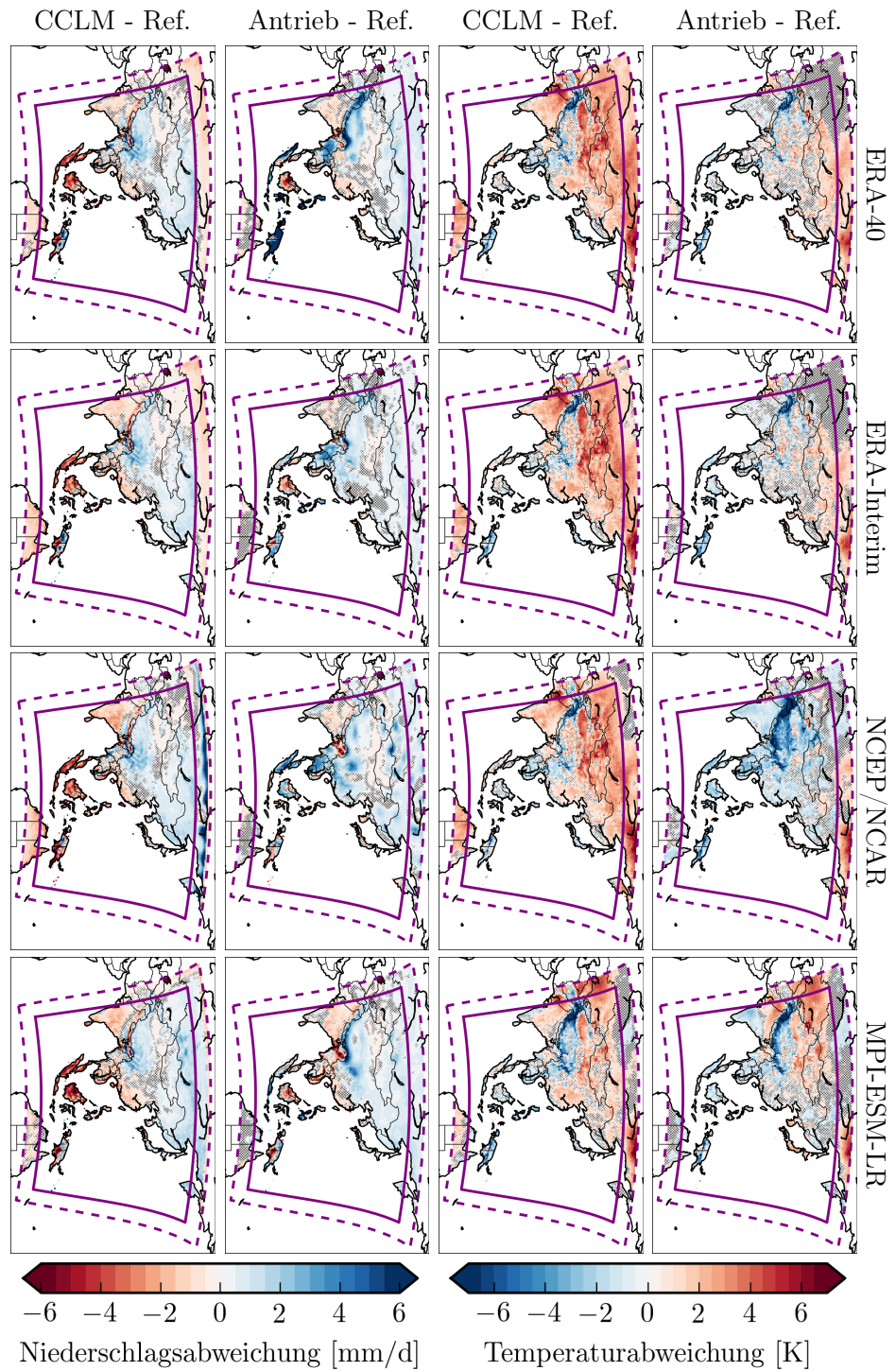
Im Vergleich zum statistischen Modell STARS zeigt die Untersuchung einen deutlichen Unterschied bei der Einflussnahme des Antriebs auf die Rechnungen des dynamischen Regionalmodells CCLM. So bildet CCLM für die 2 m-Temperatur und den Niederschlag einen modellspezifischen Bias aus. Selbst innerhalb der lateralen Interpolationszone findet sich nur eine

<sup>10</sup>Dem Modell wird die Temperatur innerhalb der lateralen Randregion in jeder Modellschicht sowie an der Erdoberfläche übergeben. Die 2 m-Temperatur ergibt sich aus den Werten der Oberfläche und der untersten Modellschicht (Doms et al., 2011).

<sup>11</sup>Im Rahmen dieser Arbeit wurde CCLM nicht an ein regionales Ozeanmodell gekoppelt. Daher wird die Oberflächentemperatur jedes Gewässers als Randwert vom Antrieb vorgegeben.

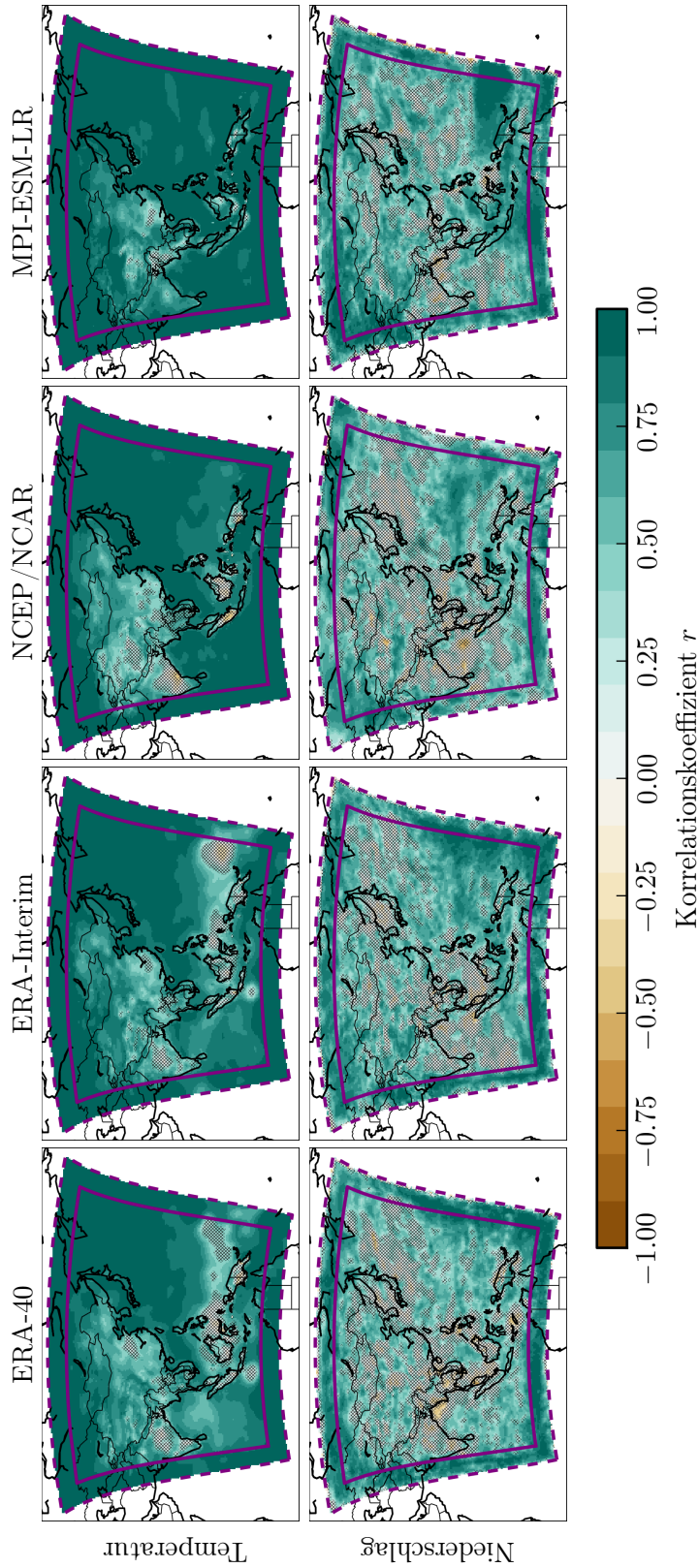


### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle



**Abbildung 3.25.:** Die Abweichung der 2 m-Temperatur und des Niederschlags der CCLM-Rechnungen und des zugehörigen Antriebs (ERA-40, ERA-Interim, NCEP/NCAR und MPI-ESM-LR) vom jeweiligen Referenzdatensatz über den Simulationszeitraum von 1981 bis 2001. Als Referenzdatensätze dienten CRU-TS3.21 für die mittlere 2 m-Temperatur und GPCC-FD v6 für den Niederschlag. Die schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Abweichung bei einem Signifikanzniveau von 5 % gleich Null ist. Als statistisches Prüfverfahren wurde ein Monte-Carlo-Bootstrap Verfahren mit einer Samplegröße von 10000 Mitgliedern verwendet (siehe Abschnitt 2.1.2).





**Abbildung 3.26.:** Der pearsonsche Korrelationskoeffizient zwischen den Simulationen von CCLM und dem jeweiligen Antrieb (ERA-40, ERA-Interim, NCEP/NCAR und MPI-ESM-LR) für die 2 m-Temperatur und den Niederschlag. Als Berechnungsgrundlage dienten die Zeitreihen der Jahresmittel über den Zeitraum von 1981 bis 2001. Schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Korrelationskoeffizient bei einem Signifikanzniveau von 5 % gleich Null ist. Als statistisches Prüfverfahren wurde ein Monte-Carlo-Bootstrap Verfahren mit einer Samplegröße von 10000 Mitgliedern verwendet.

### *3. Kalibrierung der Regionalmodelle*

geringe Ähnlichkeit im Bias zwischen Modell und Antrieb. Hierin unterscheidet sich das Modellverhalten von anderen Modellen (Park et al., 2008; Oh et al., 2013; Lee et al., 2014; Oh et al., 2014). Eine Erklärung für die Abweichungen im Modellverhalten könnte die in den angegebenen Studien verwendete Spektrale-nudging-Technik sein (von Storch et al., 2000). Die dynamische Entwicklung des CCLM wird für die betrachteten Variablen deutlich vom Antrieb beeinflusst. Besonders die Temperatur zeigt eine Einwirkung über weite Teile der Region. Diese Beobachtung ist vor allem im Hinblick auf spätere Projektionsrechnungen wichtig, da sie impliziert, dass klimatische Änderungssignale vom Antrieb aufgeprägt werden können.

### 3.3. Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurde die Kalibrierung der beiden Regionalmodelle CCLM und STARS durchgeführt. Hierfür wurde das im vorherigen Kapitel entwickelte Gütekennzahlensystem verwendet. Darüber hinaus wurde der Einfluss des Antriebs auf die Simulationen beider Modelle untersucht.

Aufgrund der Beschränkungen der Modellkonzepte, der Antriebsdatensätze und zur Minimierung der benötigten Rechenzeit mussten relativ kurze Simulationszeiträume für die Kalibrierung von STARS und CCLM gewählt werden. Da die Bewertung der einzelnen Simulationen ohne Berücksichtigung der statistischen Signifikanz geschah, ergibt sich das Risiko einer Fehleinschätzung der Kalibrierung. Es wurde jedoch versucht unter anderem durch eine gewissenhafte Auswahl des Antriebs dieses Risiko zu minimieren. Insbesondere für das dynamische Modell CCLM bietet sich jedoch für die Zukunft eine umfassendere Kalibrierung über einen längeren Simulationszeitraum an, um das Potential für diese Fehleinschätzung zu untersuchen.

Für das statistische Modell STARS konnte ein Großteil des Parameterraumes systematisch untersucht werden. Durch die Erstellung von 10 Simulationen pro Parametereinstellung konnte darüber hinaus auch die Ensembleschwankung des Modells berücksichtigt werden. Die Vielzahl der entstandenen Simulationen und die damit verbundene Notwendigkeit einer schnellen und umfassenden Auswertung führte zur Entwicklung des, im vorherigen Kapitel vorgestellten, Systems von Gütekennzahlen. Die Untersuchung ergab, dass die Güte der Simulationen am stärksten durch die gewählte Blocklänge beeinflusst wird, gefolgt von der Anzahl der Clusterklassen  $N_c$ . Dabei führt eine größere Anzahl von Clusterklassen generell zu einer besseren Güte, während die Blocklänge einen gegensätzlichen Einfluss auf die univariaten und bivariaten Gütemaße hat. Für die Anzahl und Position der Referenzstationen zeigte sich eine starke Variabilität der Gütekennzahlen. Insbesondere deren Position kann einen deutlichen Einfluss auf die Qualität der Simulation haben. Daher sollten stets verschiedene räumliche Verteilungen der Referenzstationen getestet werden. In Übereinstimmung mit Abschnitt 1.4.4 wurde ein negativer Einfluss des Blockaustauschs auf die bivariaten Verteilungen beobachtet. Dies kann zu einer Fehleinschätzung des Änderungssignals der abhängigen Variablen, in Reaktion auf eine Änderung der charakteristischen Variablen, führen. Hierbei handelt es sich um einen wesentlichen Schwachpunkt des statistischen Modells STARS, welcher insbesondere bei den zu erstellenden Klimaprojektionen zu beachten ist. Das Beheben dieser Schwachstelle bedarf einer grundlegenden Neustrukturierung des Modellalgorithmus unter der Berücksichtigung eines multivariaten klimatischen Änderungssignals als Regressionsvorgabe. Hierdurch bietet sich die Möglichkeit einer zukünftigen Modellentwicklung.

Für das dynamische Regionalmodell CCLM konnte aufgrund der benötigten Rechenzeit nur ein Unterraum des gesamten Parameterraumes zur Kalibrierung des Modells untersucht werden. Dabei wurde versucht, auf eine möglichst große Bandbreite der möglichen Einflussfaktoren einzugehen. Die Kalibrierung umfasste sowohl Elemente des numerischen und dynamischen Kerns des Modells, als auch die physikalischen Parametrisierungen von subskaligen Prozessen. Aufgrund der begrenzten Rechenzeit konnte nur eine Simulation pro Parametereinstellung untersucht werden, so dass im Unterschied zu STARS keine Berücksichtigung der Ensembleschwankung des Modells möglich war. Die ermittelte optimale Parametrisierung wurde im Wesentlichen durch die relativ grobe horizontale Auflösung des Modells ( $\approx 50$  km) bestimmt. So konnte unter anderem ein Zeitschritt von 150 s gewählt werden, was sich positiv auf die Rechenzeit auswirkte. Allerdings führt die grobe räumliche Auflösung zu der Notwendigkeit, komplexe Ausführungen der physikalischen Parametrisierungen der subskaligen Konvektion so-

### 3. Kalibrierung der Regionalmodelle

wie der skaligen Wolken- und Niederschlagsbildung zu wählen. Insbesondere in den Monsungebieten zeigte sich ein Unterschied für die verschiedenen Einstellungen der Parametrisierungen der subskaligen Konvektion und Bewölkung. Die Monsungebiete sind durch kleinskalige konvektive Ereignisse mit großer vertikaler Erstreckung und starken Niederschlägen charakterisiert. Aufgrund der relativ groben Auflösung des Modells müssen diese Ereignisse durch Parametrisierungen erfasst werden. Darüber hinaus zeigte sich eine Reaktion der Rechnungen des CCLM innerhalb der Region CORDEX-Ostasien durch eine unterschiedliche Ausdehnung der lateralen Interpolationszone und der Rayleigh-Dämpfungsschicht. Anhand der Untersuchungen ergibt sich ein hohes Entwicklungspotential für die Verbesserung der Parametrisierungen der subskaligen Wolkenbildung und Konvektion sowie der Art der Anbindung der lateralen und der Behandlung der oberen Randbedingungen. Die für beide Regionalmodelle ermittelte optimale Kalibrierung wird für die Rechnungen in den nachfolgenden Kapiteln verwendet. Neben der eigentlichen Modellkalibrierung hat der verwendete Modellantrieb einen wesentlichen Einfluss auf die Simulationen beider Regionalmodelle. Unter Verwendung verschiedener Antriebe wurde eine unterschiedliche Beeinflussung von CCLM und STARS festgestellt. So reproduziert STARS den Bias des Antriebs, zeigt jedoch, als Folge der zufälligen Neuordnung der Zeitreihe, eine relativ unabhängige zeitliche Entwicklung. Das dynamische Modell CCLM hingegen bildet eine unabhängige räumliche Verteilung des Bias aus, folgt jedoch in seiner zeitlichen Entwicklung dem Antrieb. Dieses Modellverhalten ist zum Teil auf die nicht-Verwendung der Spektrale-nudging-Technik und die fehlende Rückkopplung des RCMs mit dem Antrieb zurückzuführen. Die unterschiedlichen Reaktionen der beiden Regionalmodelle lassen eine Möglichkeit für eine Modellkopplung erkennen, um die Vorteile beider Ansätze zu nutzen (Benestad et al., 2008; Reyers et al., 2013). So könnte beispielsweise das statistische Modell STARS genutzt werden, um aus einer einzelnen Simulation des CCLM ein Simulationsensemble, im Sinne einer Bootstrapping-Methode unter Bewahrung des Klimaänderungssignals, zu generieren.

## 4. Evaluierung der Modellrechnungen

Nachdem im vorherigen Kapitel die beiden Regionalmodelle CCLM und STARS für die Region CORDEX-Ostasien kalibriert worden sind, soll nun eine detaillierte Evaluierung der Modellrechnungen durchgeführt werden. Das Hauptaugenmerk liegt dabei auf den klimatischen Eigenschaften der Simulationen. Ziel ist es, die Stärken und Schwächen der beiden Modelle zu identifizieren. Hierbei soll auch abschließend geklärt werden, inwieweit der STARS-Algorithmus fähig ist, eine ausgedehnte Region wie CORDEX-Ostasien zu simulieren. Diese Untersuchung stellt zudem das Fundament für die späteren Projektionsrechnungen dar.

Um einen sinnvollen Modellvergleich zu ermöglichen sollen die Simulationen von CCLM und STARS (im Sinne des CORDEX) in einem einheitlichen Rahmen durchgeführt werden. Aufgrund der unterschiedlichen Ansätze, welche beide Modelle verfolgen (statistisch und dynamisch), ist ein direkter Vergleich nur bedingt möglich und sinnvoll. Im Hinblick auf eine Nutzung der Simulationen in der Klimafolgenforschung ist dies jedoch notwendig, um die Bandbreite der möglichen Klimaänderungen über verschiedene Modelle und Modellierungsansätze hinweg abschätzen zu können. Durch den einheitlichen Rahmen soll gewährleistet werden, dass sich die Simulationen beider Modelle nur in ihrem Modellierungsansatz unterscheiden und der Einfluss externer Faktoren, wie verschiedener Antriebe oder Simulationszeiträume, minimiert wird.

Im Folgenden wird zuerst der Aufbau der Simulationen beider Regionalmodelle dargestellt. Anschließend werden die Modelle, hinsichtlich ihrer Fähigkeit das beobachtete Klima nachzubilden, in drei Bereichen validiert. Diese sind die räumliche Verteilung des Bias, die saisonale Charakteristik in den einzelnen Teilregionen und die Simulation des Monsunphänomens.

### 4.1. Aufbau der Simulationen und Evaluierung

Die beiden Regionalmodelle CCLM und STARS unterscheiden sich in ihrer Struktur und ihrem zugrundeliegenden Modellierungsansatz fundamental. Trotzdem kann für den Aufbau der Simulationen und der Evaluierung eine Reihe von Vorgaben getroffen werden, welche die beiden Modelle auf ein einheitliches Fundament stellen. Ein Teil dieser Vorgaben finden auch in den Projektionsrechnungen des nachfolgenden Kapitels Anwendung. Konkret wurden folgende Rahmenvorgaben getroffen:

- Die Simulationen beider Regionalmodelle nutzen denselben Antrieb. Im vorherigen Kapitel konnte gezeigt werden, dass sowohl CCLM als auch STARS sensitiv auf den jeweiligen Antrieb reagieren. Um den Einfluss von unterschiedlichen Antrieben auf die Güte der Simulationen auszuschließen, wurde daher für beide Modelle der gleiche Antrieb gewählt. Hinsichtlich der Anforderungen an die Qualität und Komplexität<sup>1</sup> des Antriebs, wurde sich für die ERA-Interim Reanalyse entschieden. Durch die Wahl der ERA-Interim Reanalyse wird die Möglichkeit eines Fehlertransfers durch den Antriebs minimiert, da die

---

<sup>1</sup>Wie in Abschnitt 3.2.1 beschrieben, benötigt das dynamische Regionalmodell CCLM einen umfangreichen Antriebsdatensatz. So ist beispielsweise der WATCH-FD Datensatz aufgrund der vergleichsweise geringen Variablenanzahl als Antrieb unzureichend.

	CCLM	STARS
Trainingszeitraum	1979–2011	1975–1995
Simulationszeitraum	1979–2011	1996–2012

**Tabelle 4.1.:** Die gewählten Trainings- und Simulationszeiträume für die Simulationen von CCLM und STARS. Für das dynamische Regionalmodell bezeichnet der Trainingszeitraum die Zeitspanne die vom Antrieb überdeckt wird. Konzeptionsbedingt ist dieser mit dem Simulationszeitraum identisch. Für das statistische Modell STARS wurden disjunkte Zeiträume gewählt.

in Abschnitt 3.1.1 und 3.2.1 durchgeführten Untersuchungen die Reanalyse als relativ Fehlerarm ausweisen.

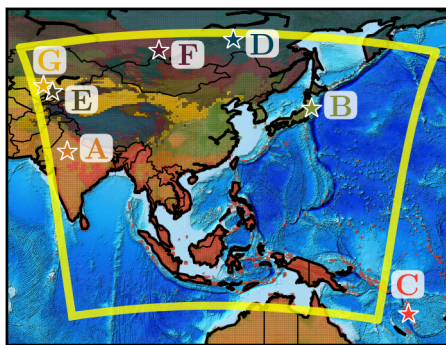
- Der Simulationszeitraum beider Modelle wurde so gewählt, dass ein einheitlicher Evaluierungszeitraum überdeckt wird. Bei der Wahl mussten drei Bedingungen erfüllt werden. Dies sind 1.) ein hinreichend langer Zeitraum zum Einschwingen des dynamischen Modells CCLM, 2.) der Trainings- und Simulationszeitraum für das statistische Modell STARS muss zeitlich disjunkt sein und 3.) der Evaluierungszeitraum muss durch die Referenzdatensätze (siehe Abschnitt 2.2) zeitlich vollständig abgedeckt werden. Abhängig vom Referenzdatensatz des Niederschlags wurden die beiden Zeiträume von 1997 bis 2010 (GPCC-FD v6) und von 1999 bis 2011 (TRMM 3B42) als Evaluierungszeitraum gewählt. In Tabelle 4.1 werden die jeweiligen Trainings- und Simulationszeiträume von CCLM und STARS zusammengefasst. Der relativ kurze Simulationszeitraum ergibt sich primär aus den Beschränkungen des statistischen Modells STARS.
- Die gesamte Evaluierung beschränkt sich nur auf räumliche und zeitliche Auflösungen, welche von beiden Modellen sinnvoll erfasst werden können. So können beispielsweise vom statistischen Regionalmodell STARS nicht ohne Weiteres sub-tägliche Werte simuliert werden.
- Beide Modelle werden nur über der Region CORDEX-Ostasien validiert. Die simulierte Region von CCLM und STARS weicht davon aufgrund der Modellkonzeption oder der gewählten Parametereinstellung ab.

Durch den gewählten Rahmen weichen die Simulationen beider Modelle von deren optimalen Einstellungen ab. Insbesondere die Einschränkung des Simulationszeitraums ist jedoch nötig, um einen einheitlichen Vergleich beider Modelle in den Grenzen des CORDEX zu ermöglichen. In diesem Sinne beschreibt der Rahmen die bestmögliche Basis für eine einheitliche Simulation und einen einheitlichen Vergleich unter den derzeit gegebenen Mitteln. Die hier durchgeführte Evaluierung beschränkt sich auf die 2 m-Temperatur, den Niederschlag und den Luftdruck auf Meeresebene. Für beide Regionalmodelle wird die im vorherigen Kapitel ermittelte optimale Parametereinstellung gewählt.

In Vorbereitung auf die Simulationen des statistischen Modells STARS wurden die Felder des Antriebsdatensatzes ERA-Interim auf ein reguläres geographisches Gitter mit einer Auflösung von  $0.5^\circ$  bilinear interpoliert. Das Temperaturfeld wurde dabei entsprechend Abschnitt 2.1.1 höhenkorrigiert. Somit liegen die simulierten Felder des Modells bereits auf dem entsprechenden Gitter der Referenzdatensätze vor. Für die Simulationen des dynamischen Modells CCLM musste die Interpolation auf das Referenzgitter im Nachhinein durchgeführt werden.

Die Positionen der 7 Referenzstationen des STARS wurden identisch mit denen der Kalibrierungsrechnungen gewählt. Die verwendeten Regressionsvorgaben der einzelnen Stationen

Referenzstation	$\bar{y}_1^*$	$\bar{y}_{N_{\bar{y}}}^*$
A	25.6	26.1
B	13.0	13.1
C	25.4	25.8
D	-5.3	-4.7
E	5.9	6.5
F	0.5	0.7
G	11.4	12.4



**Tabelle 4.2.:** Regressionsvorgaben der einzelnen Referenzstationen (nach (1.24)), deren Position und die jeweiligen Regionen die sie nach der Clusterzerlegung (siehe Abschnitt 1.4.3) repräsentieren.

beziehen sich jedoch auf die entsprechenden Gitterboxen der ERA-Interim Reanalyse. Die Position der Referenzstationen sowie die verwendeten Regressionsvorgaben sind in Tabelle 4.2 zusammengefasst.

Für die Evaluierung werden mittels STARS 100 Simulationen erzeugt. Aufgrund der langen Rechenzeit konnte mit CCLM nur eine Simulation durchgeführt werden. In die statistische Auswertung des STARS geht daher, neben der interannulären Schwankung, auch die Ensembleschwankung ein.

## 4.2. Räumliche Verteilung der Abweichungen von den Referenzdatensätzen

Als erster Punkt in der Modellevaluation soll die räumliche Verteilung der Mittelwerte der 2m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meereshöhe untersucht werden. Der Vergleich konzentriert sich dabei auf die Mittelwerte der vier Jahreszeiten sowie das Gesamtjahr über den Zeitraum von 1997 bis 2010. Die Methodik zur Vorbereitung der Datensätze und die verwendeten statistischen Analyseverfahren sind in Abschnitt 2.3.1 und 2.1.2 beschrieben.

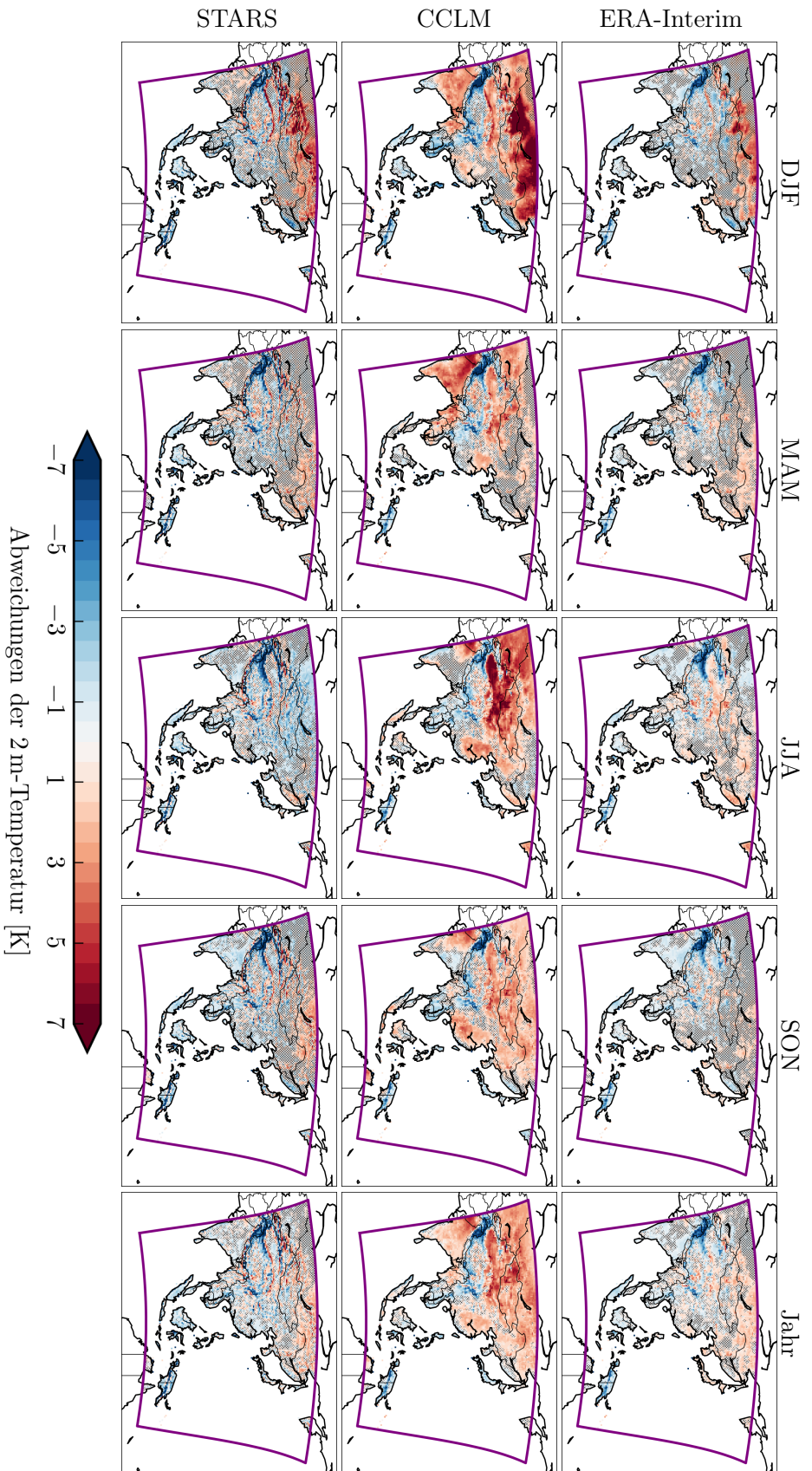
### 4.2.1. Räumliche Verteilung der Abweichungen der Temperatur

Abbildung 4.1 zeigt die räumliche Verteilung der Abweichungen der 2m-Temperatur vom Referenzdatensatz für CCLM, STARS und den Antrieb beider Modelle (ERA-Interim). Als Referenz diente der CRU-TS3.21 Datensatz (siehe Abschnitt 2.2).

Sowohl der Antrieb, als auch die beiden Regionalmodelle zeigen über CORDEX-Ostasien einen saisonal variierende Bias. Für das dynamische Regionalmodell CCLM sind die Abweichungen über weite Teile der Region statistisch signifikant. Sowohl beide Modelle als auch der Antrieb zeigen übereinstimmend eine Überschätzung der Temperatur im Winter über dem Norden CORDEX-Ostasiens sowie eine ganzjährige deutliche Unterschätzung über dem Karakorum. Für das dynamische Regionalmodell CCLM ergibt sich ein statistisch signifikanter Wärmebias über einem Großteil der Region und in allen Jahreszeiten. Am deutlichsten ist dieser in den Wintermonaten (DJF) über dem Norden der Region ausgeprägt. Dort wird ein Bias von bis zu 12.5K erreicht (vgl. Tabelle 4.3). Die räumliche Verteilung der Temperaturabweichungen im Winter führt zu einer Unterschätzung des meridionalen Temperaturgradienten und deutet damit auf eine Unterschätzung der Intensität des thermischen Windes hin. In den



#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen



**Abbildung 4.1.:** Die Abweichungen der 2-m-Temperatur von CCLM, STARS und ERA-Interim von der Referenz CRU-TS3.21. Die Abweichungen wurden für den Zeitraum von 1997 bis 2010 für die vier Jahreszeiten DJF, MAM, JJA und SON und das Jahresmittel bestimmt. Die schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Abweichung bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist und demnach als statistisch nicht signifikant eingestuft wird. Als statistisches Prüfverfahren wurde die Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet. Für einen besseren Vergleich wurde die Farbskala auf den Bereich zwischen  $-7\text{K}$  und  $+7\text{K}$  beschränkt. Die über das Gebiet erreichten Extrema sind in Tabelle 4.3 aufgelistet.



Einheit: K	ERA-Interim			CCLM			STARS		
	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.
DJF	-14.2	0.1	7.9	-17.2	1.5	12.5	-18.5	0.5	12.7
MAM	-14.4	0.0	6.2	-15.5	0.9	7.8	-19.1	-0.1	10.9
JJA	-11.5	0.0	6.9	-10.8	1.3	11.2	-15.9	-1.1	11.5
SON	-13.1	-0.3	5.8	-13.3	0.9	7.5	-17.1	-0.5	10.9
Jahr	-13.3	0.0	5.8	-14.2	1.1	8.1	-17.6	-0.3	10.8

**Tabelle 4.3.:** Räumliche Minimal- (Min.), Mittel- und Maximalwerte (Max.) der Temperaturabweichungen über alle Landgitterpunkte für die beiden Regionalmodelle STARS und CCLM sowie den Antrieb (ERA-Interim). Die Werte beziehen sich auf die Zeitmittel über den Evaluierungszeitraum (1997 bis 2010) und sind aufgeschlüsselt in die vier Jahreszeiten und das Jahresmittel. Als Temperaturreferenz wurde der CRU-TS3.21 Datensatz gewählt.

Sommermonaten (JJA) ergibt sich ebenfalls eine starke Überschätzung der 2 m-Temperatur. Am stärksten ist diese über dem Tarimbecken und der Wüste Gobi. Generell zeigt sich über Indien und Südchina ein signifikanter Wärmebias in fast allen Jahreszeiten. Ein Wärmebias im Sommer über Nordindien lässt sich auch in den Simulationen anderer Regionalmodelle erkennen (Lucas-Picher et al., 2011). Im Kontrast dazu wird die Temperatur über den meisten Gebirgszügen (wie dem Karakorum, dem Pamir und dem Kunlun Shan) deutlich unterschätzt. Der Kältebias erreicht Werte von bis zu  $-17.2$  K. Als mögliche Ursachen hierfür können die Überschätzung der Schnee-Albedo-Rückkopplung sowie die verwendete Höhenkorrektur identifiziert werden (siehe Abschnitt 2.1.1). Ein geringerer negativer Bias ( $-1$  K bis  $-3$  K) zeigt sich im Winter (DJF), Sommer (JJA) und Herbst (SON) über Indochina und Teilen des Hochlands von Tibet. Die Temperaturen über Indonesien und den Philippinen zeigen im Jahresverlauf nur leichte Abweichungen von der Referenz. Somit wird die 2 m-Temperatur über den Monsungebieten vergleichsweise gut abgebildet. Im Mittel über das ganze Jahr und alle Landgitterpunkte ergibt sich für CCLM ein Wärmebias von  $1.1$  K (siehe Tabelle 4.3). Das Gebietsmittel variiert dabei im Jahresverlauf nur leicht, mit Werten zwischen  $1.5$  K im Winter und  $0.9$  K im Herbst.

Verglichen mit den Simulationen von D. Wang et al. (2013) zeigt sich eine ähnliche räumliche Verteilung und Größe des Bias. Die Optimierung der Modellparameter wirkt sich demnach nur geringfügig auf die Simulationen der 2 m-Temperatur aus. Primär verringert sich ganzjährig der Kältebias entlang des Pamir, Karakorum und Himalaya. Im Gegenzug dazu wird in der hier verwendeten Parametereinstellung der Wärmebias im Nordwesten und über den Wüsten Taklamakan und Gobi gegenüber den Rechnungen von D. Wang et al. (2013) verstärkt.

Der Bias von STARS ist im Vergleich zu CCLM weniger stark ausgeprägt und über große Teile der Region unterhalb der Signifikanzschwelle (5%). Der deutlichste Wärmebias zeigt sich analog zum dynamischen Regionalmodell im Winter (DJF) entlang der nördlichen Grenze CORDEX-Ostasiens. Dort werden Werte von bis zu  $12.7$  K erreicht. In den anderen Jahreszeiten ergibt sich hingegen über weite Gebiete ein negativer Bias. Die stärkste Unterschätzung zeigt sich auch hier um das Pamir Gebirge. Sie übersteigt mit  $-19.1$  K sogar den Kältebias von CCLM und ERA-Interim. Dies ist primär auf zwei Gründe zurückzuführen. Zum einen unterscheiden sich die Temperaturen des Trainings- und des Simulationszeitraums in diesen Regionen um bis zu  $+1.5$  K, was durch STARS mit der verwendeten Regressionsvorgabe nicht vollständig kompensiert werden kann (siehe Tabelle 4.2, Cluster **D** und **F**). Zum anderen sind das Karakorum, Pamir und Kunlun Shan nur unzureichend durch die Referenzstationen re-

präsentiert, da die Referenzstationen für die entsprechenden Cluster **D** und **F** am nördlichen Rand CORDEX-Ostasiens liegen. Im Mittel über alle Landgitterpunkte besitzt STARS im Frühling (MAM), Sommer (JJA) und Herbst (SON) einen negativen und im Winter einen positiven Bias. Für das Jahresmittel ergibt sich ein Wert von  $-0.3\text{ K}$ . Im Vergleich zu CCLM zeigt der Bias von STARS eine größere intersaisonale Variabilität (siehe Tabelle 4.3).

In Übereinstimmung mit Abschnitt 3.1.5, ergibt sich für STARS eine große Ähnlichkeit in der räumlichen Verteilung des Bias zum Antriebsmodell. Auf saisonaler Ebene lassen sich jedoch auch Abweichungen von diesem Modellverhalten erkennen. So weist das statische Modell im Sommer über dem gesamten Nordosten CORDEX-Ostasiens einen statistisch signifikanten Kältebias auf, während ERA-Interim die Temperatur dort leicht überschätzt. Dies kann auf die Begrenzung der Regressionsvorgabe auf jährliche Trends zurückgeführt werden. Darüber hinaus werden sowohl räumliche Minima als auch Maxima von STARS deutlich übertroffen (siehe Tabelle 4.3). Ebenfalls in Übereinstimmung mit den Erkenntnissen aus Abschnitt 3.2.3 findet sich nur eine geringe Ähnlichkeit zwischen CCLM und dem Antrieb ERA-Interim. Eine ähnliche räumliche Verteilung des Bias findet sich nur im nördlichen Teil CORDEX-Ostasiens im Winter und ganzjährig über dem Karakorum, Pamir und Kunlun Shan. Eine mögliche Ursache hierfür liegt in der relativen Nähe dieser Regionen zum lateralen Rand.

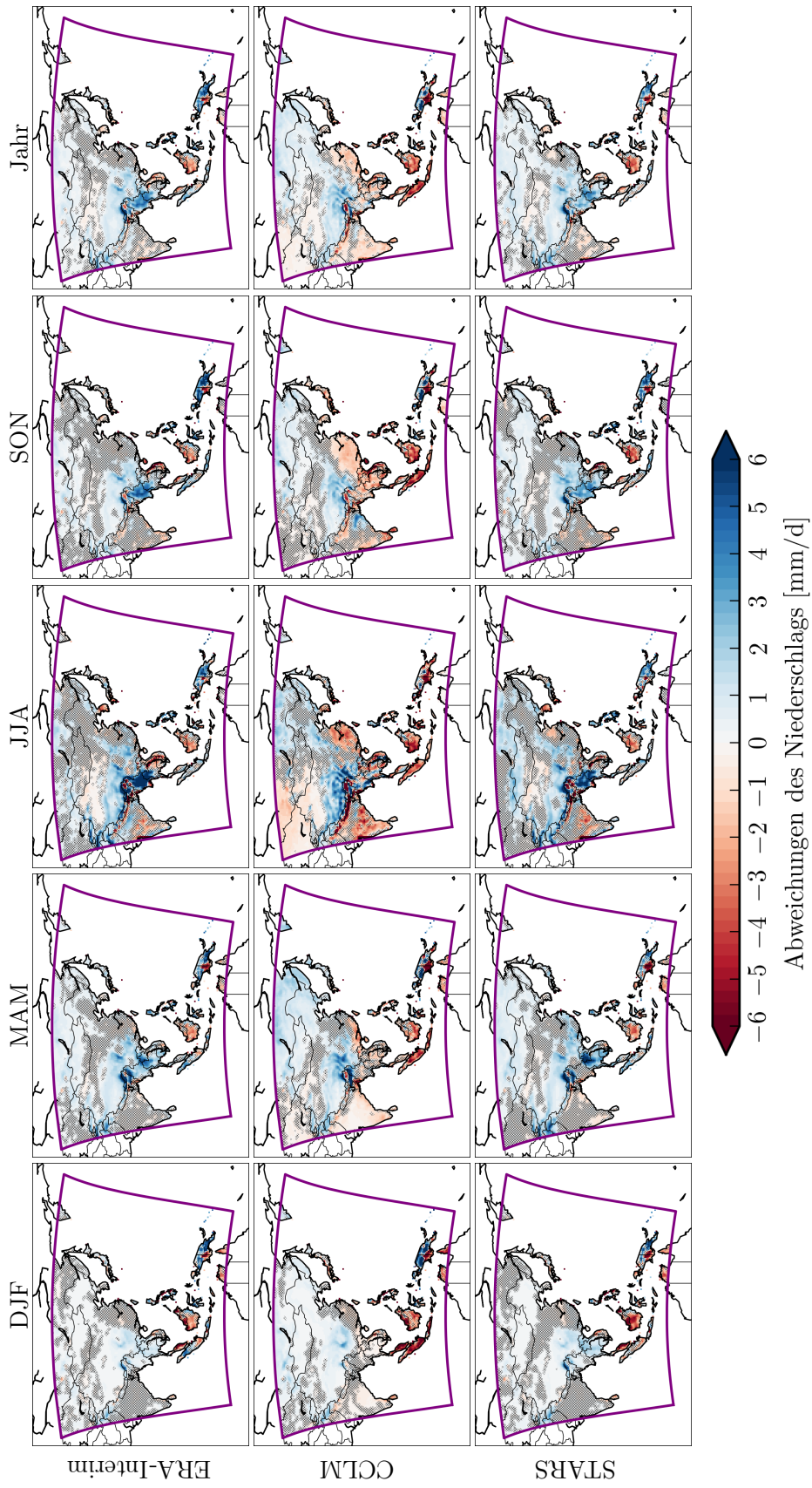
Zusammenfassend zeigt CCLM relativ große Abweichungen von der Referenz bei der Simulation der 2 m-Temperatur über CORDEX-Ostasien. Im Unterschied zu den Beobachtungen von Fu et al. (2005) dominiert dabei ein Wärmebias. Der deutliche Wärmebias in den Wintermonaten über dem Norden und im Sommer über dem Tarimbecken und der Wüste Gobi sowie der Kältebias über den meisten Gebirgszügen ist modellspezifisch und lässt sich in anderen Regionalmodellen nicht erkennen (Lee et al., 2014). Für das statistische Modell STARS ergeben sich zwar große Abweichungen in einzelnen Gitterpunkten, über die Fläche betrachtet ist der Bias jedoch geringer als beim dynamischen Regionalmodell CCLM. Einen relativ geringen Bias besitzen beide Modelle in den zentralen und südlichen Regionen. Generell sind für beide Modelle große Abweichungen meist lokal begrenzt und nur in bestimmten Jahreszeiten deutlich ausgeprägt. Der geringe Bias des Antriebs (ERA-Interim) wird jedoch von keinem der beiden Modelle erreicht. Eine deutliche Schwäche zeigen beide Regionalmodelle und der Antriebsdatensatz bei der Simulation der 2 m-Temperatur über dem Karakorum und Kunlun Shan.

#### 4.2.2. Räumliche Verteilung der Abweichungen des Niederschlags

Im Folgenden soll die räumliche Verteilung der Abweichungen des Niederschlags untersucht werden. In Abbildung 4.2 ist die Abweichung des mittleren Niederschlags von ERA-Interim, CCLM und STARS für die vier Jahreszeiten sowie das Gesamtjahr dargestellt. Als Referenz diente dabei der GPCC-FD v6 Datensatz (siehe Abschnitt 2.2).

Sowie die beiden Regionalmodelle als auch der Antrieb zeigen über weite Teile der Region einen statistisch signifikanten Bias mit einer regional differenzierten Unter- und Überschätzung des Niederschlags. Besonders groß sind die Abweichungen dabei über den Monsungebieten. Zwischen CCLM, STARS und der ERA-Interim Reanalyse ergeben sich Ähnlichkeiten in der räumlichen Verteilung der Abweichungen.

Das dynamische Regionalmodell CCLM zeigt in erster Linie eine Unterschätzung des Niederschlags in regenreichen Regionen und Jahreszeiten. Dies ist beispielsweise für die Wintermonate (DJF) über Indonesien und die Sommermonate (JJA) über Indien und Südchina zu beobachten. Insbesondere die geringen Sommerniederschläge über Indien deuten dabei auf eine Unterschätzung der Intensität der indischen Monsunzirkulation hin. Die geringen Nieder-



**Abbildung 4.2.:** Analog zu Abbildung 4.1 für die Abweichungen des Niederschlags (mittlere Tagessumme). Als Referenz wurde der Niederschlagsdatensatz GPCC-FD v6 benutzt. Für einen besseren Vergleich wurde die Farbskala auf den Bereich zwischen  $-6 \text{ mm/d}$  und  $+6 \text{ mm/d}$  beschränkt. Die über dem Gebiet erreichten Extrema sind in Tabelle 4.4 aufgelistet.

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen

Einheit: mm/d	ERA-Interim			CCLM			STARS		
	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.
DJF	-16.0	0.1	9.1	-14.6	0.0	16.4	-16.7	0.1	6.9
MAM	-12.7	0.5	17.8	-10.2	0.3	15.4	-14.6	0.5	16.8
JJA	-35.6	0.5	22.9	-31.2	-0.2	18.5	-36.2	0.5	20.5
SON	-12.9	0.3	17.3	-12.5	-0.2	13.9	-11.9	0.4	12.5
Jahr	-11.1	0.4	14.4	-10.6	0.0	12.0	-12.7	0.4	14.0

**Tabelle 4.4.:** Analog zu Tabelle 4.3 für den mittleren Niederschlag eines Jahres und den vier Jahreszeiten. Als Referenz wurde der GPCC-FD v6 Datensatz verwendet.

schläge über Indonesien und Südchina weisen hingegen auf eine Unterschätzung des Monsuns über dem Maritimen Kontinent infolge einer Überschätzung der Intensität der Monsunzirkulation über dem westlichen Nordpazifik hin (Nitta, 1987; B. Wang et al., 2001). Aufgrund der fehlenden Abdeckung des Südchinesischen Meeres durch den Referenzdatensatz kann eine abschließende Einschätzung der Monsunintensität hier nicht erfolgen. Eine genauere Betrachtung erfolgt in Abschnitt 4.4.

In der näheren Umgebung von hohen Gebirgszügen zeigt sich sowohl eine Über- als auch Unterschätzung der Niederschläge durch CCLM. Entlang des Himalaya und Karakorum ergibt sich beispielsweise eine deutliche Unterschätzung in den Sommermonaten, während der Lee-Niederschlag über dem Hochland von Tibet überschätzt wird. Dies deutet auf eine Unterschätzung der orographischen Niederschlags effekte, infolge der relativ flachen Orographie, hin. Ein weiterer Grund für den Niederschlagsbias an hohen Gebirgszügen kann aus der relativ geringen vertikalen Ausdehnung der Modellatmosphäre und der Rayleigh-Dämpfung resultieren. Aufgrund der hohen räumlichen Variabilität des Niederschlags sowie der relativ groben Abdeckung der betreffenden Region durch das Messnetz kann ein Teil des Bias auch aus der räumlichen Interpolation bei der Bildung des Referenzdatensatzes resultieren (siehe Abschnitt 2.2). Die Niederschläge im Frühling und Sommer über dem Sichuanbecken werden von CCLM gut wiedergegeben. Über weite Teile des relativ niederschlagsarmen Nordens zeigt sich ein positiver Niederschlagsbias. Verglichen mit der Unterschätzung im Süden fällt dieser Bias gering aus ( $\leq 3$  mm/d), er überdeckt jedoch ein größeres Gebiet. Im Mittel über alle Landgitterpunkte gleichen sich der positive Bias im Norden und der negative Bias im Süden aus, so dass die räumlichen Mittelwerte saisonal nur zwischen  $-0.2$  mm/d und  $0.3$  mm/d schwanken (vgl. Tabelle 4.4).

Verglichen mit den Simulationen von D. Wang et al. (2013) zeigt sich eine geringfügig bessere Abbildung der Monsunniederschläge über Indien und Indochina. Zudem verringert sich durch die Optimierung der Parametrisierungen der starke Niederschlagsbias in der Nähe von Gebirgszügen. Im Vergleich mit den Simulationen von hydrostatischen Regionalmodellen zeigt sich für das nicht-hydrostatische CCLM vor allem eine verbesserte Simulation der Sommer-niederschläge über den Monsungebieten (Gao et al., 2008; Oh et al., 2014). Der negative Niederschlagsbias über dem Himalaya unterscheidet sich von den Ensemblesimulationen von Feng und Fu (2006), welche eine deutliche Überschätzung des Niederschlags in der Nähe von orographischen Erhebungen und kleineren Inseln zeigen. Eine Übereinstimmung zwischen den Rechnungen ergibt sich in der Unterschätzung des Niederschlags über Indien.

Das statistische Modell STARS zeigt im räumlichen Mittel über Ostasien eine leichte Überschätzung des Niederschlags zwischen  $0.1$  mm und  $0.5$  mm. Analog zum dynamischen Regionalmodell CCLM besitzt der Bias jedoch eine hohe räumliche und zeitliche Variabilität. Eine

deutliche Überschätzung des Niederschlags findet sich beispielsweise im Frühling (MAM) und Sommer (JJA) über Teilen Indochinas und dem südöstlichen Hochland von Tibet. Ein großer negativer Bias zeigt sich hingegen über Borneo und Neuguinea im Winter (DJF). Verglichen mit dem dynamischen Regionalmodell CCLM zeigt STARS eine bessere Abbildung der Monsunniederschläge. Besonders deutlich ist dies über Indien, Indonesien und Indochina erkennbar. Über dem relativ niederschlagsarmen Norden sowie den Wüstenregionen Taklamakan und Gobi ergibt sich ganzjährig ein geringer positiver Bias. Die Abweichungen sind über weite Teile dieser Gebiete jedoch unterhalb der Signifikanzschwelle. Analog zum dynamischen Modell CCLM ergibt sich entlang des Himalaya im Sommer eine deutliche lokale Über- und Unterschätzung des Niederschlags.

Wie schon bei der 2m-Temperatur folgt die räumliche Verteilung des Bias von STARS dem Antrieb ERA-Interim. Die Ähnlichkeit zum Antrieb lässt sich in jeder Jahreszeit und Region erkennen. Eine Übereinstimmung zeigt sich beispielsweise im positiven Bias über Indochina und dem östlichen Himalaya sowie dem negativen Bias über Borneo. Leichte Unterschiede existieren nur in der lokalen Ausprägung des Bias. Hier scheint die Simulation durch STARS zu einer leichten Abschwächung des Bias gegenüber dem Antrieb zu führen. Das dynamische Regionalmodell CCLM zeigt wiederum größere Abweichungen von ERA-Interim. CCLM erscheint vor allem im Süden und Westen trockener. Deutliche Unterschiede lassen sich im Nordwesten und über Indochina sowie Westindonesien erkennen. Aufgrund der höheren Auflösung des dynamischen Regionalmodells ergibt sich eine detailliertere räumliche Struktur des Bias.

Insgesamt lässt sich kein deutlicher Unterschied in der Qualität der Niederschlagssimulation zwischen den beiden Regionalmodellen und dem Antrieb erkennen. Alle zeigen eine Überschätzung des Niederschlags über weite Teile des Nordens Ostasiens und eine Unterschätzung über den südlichen Inseln. Die größten Abweichungen finden sich in Regionen mit komplexen orographischen Erhebungen sowie in den niederschlagsreichen Jahreszeiten und Regionen. Insbesondere der deutliche Bias des Sommerniederschlags am Himalaya und Karakorum findet sich auch in den Rechnungen anderer Regionalmodelle (Dobler und Ahrens, 2010; Lucas-Picher et al., 2011). Dabei zeigt sich sowohl eine Über- als auch Unterschätzung in den verschiedenen Modellen.

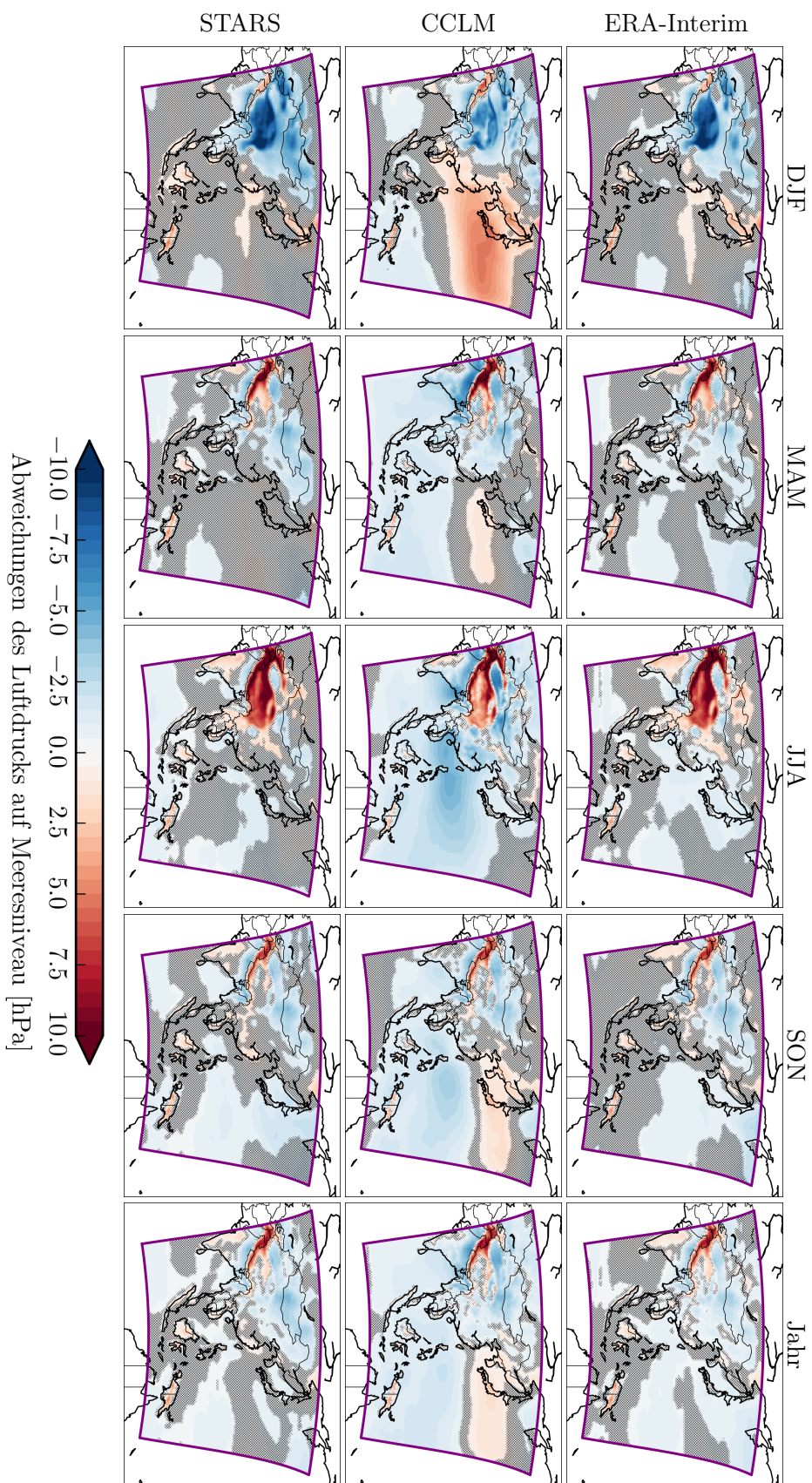
#### 4.2.3. Räumliche Verteilung der Abweichungen des Luftdrucks

Abschließend soll nun die räumliche Verteilung des Luftdrucks auf Meeresebene untersucht werden. Abbildung 4.3 zeigt analog zu den vorherigen Abschnitten die räumliche Verteilung der Abweichungen von CCLM, STARS und ERA-Interim zum Referenzdatensatz HadSLP2f für die vier Jahreszeiten und das Jahresmittel. Aufgrund der Abdeckung des Referenzdatensatzes können hierbei sowohl Land- als auch Wasserflächen analysiert werden.

Im Unterschied zur 2m-Temperatur und dem Niederschlag zeigt sich eine großskalige und relativ homogene räumliche Verteilung des Bias. Sowohl die beiden Regionalmodelle, als auch der Antrieb zeigen dabei einen deutlichen Bias im Luftdruck. Besonders stark ausgeprägt ist dieser über dem Hochland von Tibet. Dort zeigt sich zudem ein deutlicher Jahresgang des Bias, mit einer Unterschätzung des Luftdrucks im Winter und einer Überschätzung im Sommer. Im Vergleich zu STARS und ERA-Interim zeigt CCLM den geringsten Bias in dieser Region. Im übrigen Teil CORDEX-Ostasiens zeigen beide Regionalmodelle und der Antrieb nur geringe bis moderate Abweichungen von der Referenz.

CCLM zeigt im Winter (DJF) eine deutliche Überschätzung des Luftdrucks über dem westlichen Nordpazifik sowie den angrenzenden Küstenregionen. Dem steht eine Unterschätzung





**Abbildung 4.3.:** Analog zu Abbildung 4.1 für die Abweichung des mittleren Luftdrucks auf Meeressniveau. Als Referenz wurde der Datensatz HadSLP2f benutzt. Für einen besseren Vergleich wurde die Farbskala auf den Bereich zwischen  $-10\text{hPa}$  und  $+10\text{hPa}$  beschränkt. Die über dem Gebiet erreichten Extrema sind in Tabelle 4.5 aufgelistet.

Einheit: hPa	ERA-Interim			CCLM			STARS		
	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.
DJF	-12.0	-0.7	6.0	-9.1	0.0	6.8	-11.9	-1.0	6.0
MAM	-4.8	-0.4	10.7	-7.9	-0.8	12.7	-5.0	-0.3	10.8
JJA	-3.5	0.1	15.1	-7.3	-1.3	14.7	-3.3	0.2	15.3
SON	-5.0	-0.4	8.3	-5.5	-0.7	9.0	-4.9	-0.5	8.1
Jahr	-4.3	-0.4	9.2	-5.8	-0.7	9.5	-4.5	-0.4	9.1

**Tabelle 4.5.:** Analog zu Tabelle 4.3 für Abweichung des mittleren Luftdrucks auf Meeressniveau. Als Referenz wurde der HadSLP2f Datensatz verwendet.

des Kältehochs über dem asiatischen Kontinent gegenüber. Aus dem verringerten Druckgradienten zwischen Landmasse und Meer resultiert eine schwächere Ausprägung des trocken-kalten Wintermonsuns. Dies erklärt die Überschätzung der 2 m-Temperatur und des Niederschlags im Norden CORDEX-Ostasiens. Wie in Abschnitt 1.5.3 beschrieben, kommt es im Jahresverlauf zu einer nordwärtigen Verschiebung des Tiefs über dem nördlichen Westpazifik und zur Ausbildung des WPSH. In Folge dieser Umstellung verringert sich der positive Bias des CCLM über dem Pazifik. Im Sommer (JJA) kommt es zu einer Umkehrung des Bias, mit einer Unterschätzung des Luftdrucks über dem Südchinesischen Meer. Zur Zeit des Sommermonsuns bildet sich über dieser Region ein Monsuntrog aus (Saha, 2009), so dass die Unterschätzung des Luftdrucks auf eine erhöhte konvektive Aktivität hindeutet. Diese Beobachtung ist im Einklang mit der zuvor vermuteten Überschätzung der Monsunintensität (B. Wang und Fan, 1999; B. Wang et al., 2001).

Über dem Hochland von Tibet lässt sich ein umgekehrter Wechsel des Bias beobachten. Besonders deutlich ist dabei die Überschätzung im Frühling (MAM) und Sommer (JJA) entlang des Karakorum und Pamir sowie des Kunlun und Tian Shan. Der erhöhte Luftdruck über dem Hochland im Sommer lässt auf eine abgeschwächte indische Monsunzirkulation schließen (siehe Abschnitt 1.5.3). Dies erklärt auch den negativen Niederschlagsbias über dem indischen Subkontinent. Für den gesamten südlichen Teil CORDEX-Ostasiens zeigt sich im Jahresverlauf eine geringe Überschätzung des Luftdrucks. Der Bias des CCLM über dem Hochland von Tibet zeigt sich in ähnlicher Weise bei ERA-Interim. Besonders ausgeprägt ist dabei die ganzjährige Überschätzung über dem Karakorum. Da der Luftdruck am Rand vom Antrieb übergeben wird, kann diese Überschätzung von CCLM zum Teil auf die Randwirkung von ERA-Interim zurückgeführt werden. Dies deckt sich mit den Beobachtungen bei der 2 m-Temperatur und den Erkenntnissen von Abschnitt 3.2.3. Im Gebiets- und Jahresmittel ergibt sich für CCLM nur eine leichte Unterschätzung von  $-0.7$  hPa (siehe Tabelle 4.5). Sie resultiert aus der geringen aber flächenmäßig ausgedehnten Unterschätzung über dem Kontinent im gesamten Jahr.

Wie schon bei der Temperatur und dem Niederschlag reproduziert STARS die räumliche Biasverteilung des Antriebs ERA-Interim. Über einem Großteil der Landoberfläche zeigen beide einen negativen Bias im Winter und einen positiven Bias im Sommer. Unterschiede lassen sich nur im Frühling über dem westlichen Nordpazifik erkennen, diese liegen jedoch unterhalb der statistischen Signifikanzschwelle (Signifikanzniveau  $\alpha = 5\%$ ).

Im Gebietsmittel überschätzt STARS den Luftdruck im Sommer ( $0.2$  hPa) und unterschätzt ihn im Rest des Jahres. Im Jahresmittel ergibt sich somit ein Wert von  $-0.4$  hPa (siehe Tabelle 4.5). Die größten positiven sowie negativen Abweichungen ergeben sich über dem Hochland von Tibet und den angrenzenden Gebirgen. Hier variieren die Werte deutlich zwischen  $-11.9$  hPa

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen

und 15.3 hPa. Diese Werte resultieren jedoch auch aus der relativ groben Auflösung des Referenzdatensatzes (siehe Abschnitt 2.2). Ähnlich dem dynamischen Regionalmodell CCLM lässt die räumliche Verteilung des Bias auf im Sommer und Winter auf eine abgeschwächte Monsunzirkulation schließen.

Im Vergleich mit CCLM besitzt STARS im Sommer und Winter einen geringeren absoluten Bias über der Meeresfläche CORDEX-Ostasiens. Allerdings steht dem eine deutlich stärkere Unter- und Überschätzung des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet gegenüber. Beide Regionalmodelle zeigen über einem großen Teil Ostasiens eine ähnliche räumliche Verteilung des Bias, mit einer Unterschätzung des Luftdrucks über dem Kontinent im Herbst, Winter und Frühling und einer Überschätzung über dem Hochland von Tibet und den Randgebirgen im Frühling, Sommer und Herbst. Im Gebietsmittel tendieren beide Regionalmodelle zu einer Unterschätzung des Luftdrucks (siehe Tabelle 4.5). In der Ausprägung der räumlichen Extrema ergeben sich analog zum Niederschlag nur geringe Unterschiede zwischen den Modellen und dem Antrieb.

Analog zum Niederschlag ergeben sich keine deutlichen Qualitätsunterschiede zwischen den Regionalmodellen untereinander sowie zur ERA-Interim Reanalyse. Die räumlichen Verteilungen sind über weite Teile CORDEX-Ostasiens ähnlich. Dies gilt insbesondere für das Hochland von Tibet. Sowohl im Sommer als auch im Winter zeigen CCLM, STARS und ERA-Interim eine Verringerung des Druckgradienten zwischen Land und Meer, was auf eine Abschwächung von Teilen der Monsunzirkulation in den jeweiligen Jahreszeiten hinweist. Im Winter führt eine abgeschwächte Zirkulation zu einer Verminderung der Advektion kalter Luftmassen aus dem Norden und damit zur Ausprägung eines positiven Temperaturbias über den nördlichen Regionen. Im Sommer führt eine abgeschwächte indische Monsunzirkulation zu einer Abschwächung des bodennahen Zuflusses von feuchter Luft aus dem Indischen Ozean und dem Golf von Bengalen und damit zu einer Verringerung der Niederschläge über dem indischen Subkontinent.

### 4.3. Saisonale Charakteristik der Teilgebiete

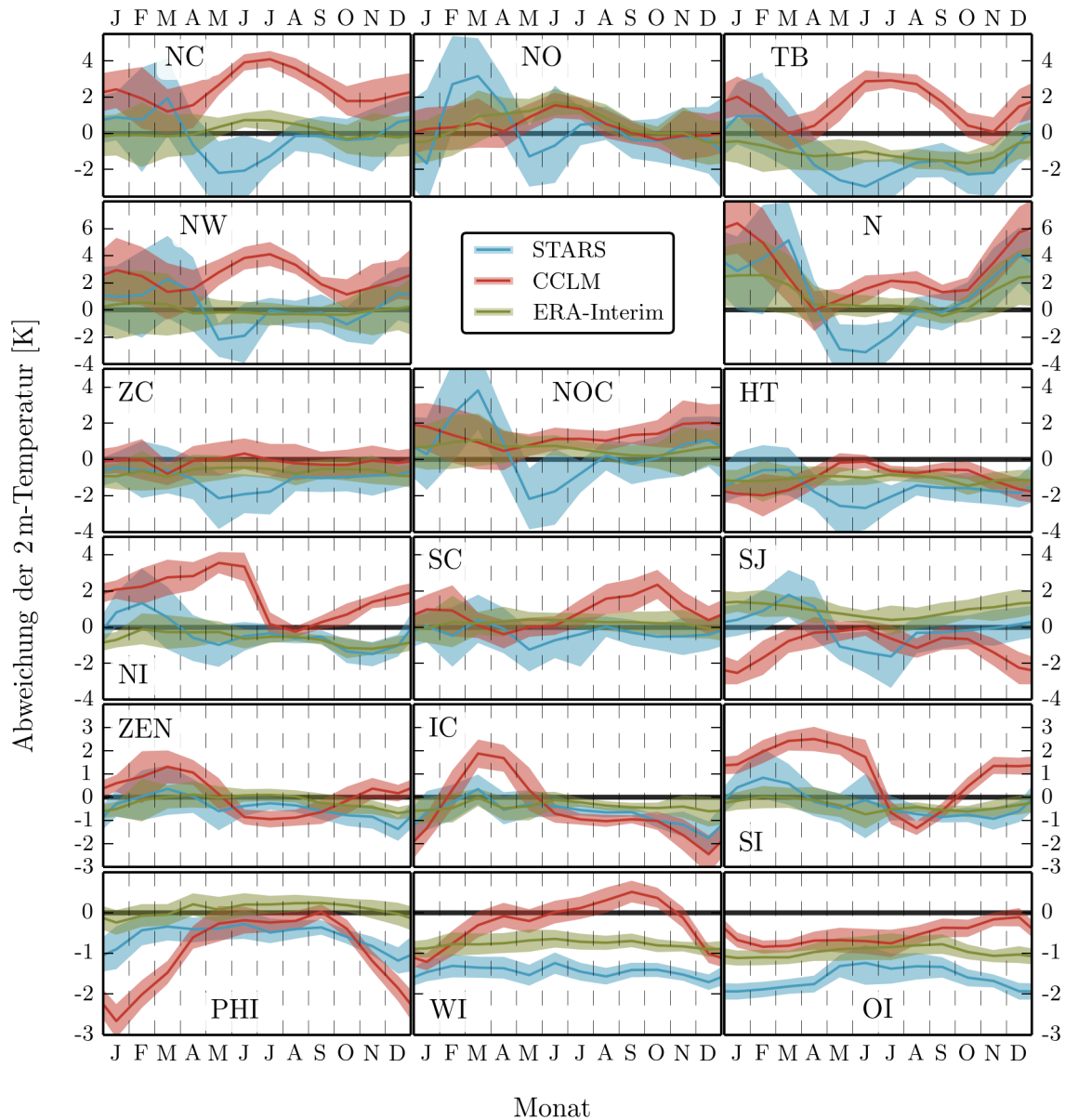
Nachdem in den vorherigen Abschnitten die räumliche Verteilung im Vordergrund stand, soll nun das simulierte saisonale Verhalten der beiden Regionalmodelle untersucht werden. Dazu wird im Folgenden der mittlere Jahresgang der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks von CCLM, STARS und ERA-Interim mit der jeweiligen Referenz (CRU-TS3.21, GPCC-FD v6 und HadSLP2f) verglichen. Der Vergleich findet dabei für jede der in Abschnitt 2.3.2 definierten Teilregionen separat statt und beschränkt sich nur auf die Landgitterpunkte. Analog zu den vorherigen Abschnitten wurden die Jahre von 1997 bis 2010 als Vergleichszeitraum gewählt.

#### 4.3.1. Saisonale Charakteristik der Temperatur

Abbildung 4.4 zeigt den Jahresgang der Abweichungen der 2 m-Temperatur vom Referenzdatensatz CRU-TS3.21 für beide Regionalmodelle und den Antrieb ERA-Interim. CCLM und STARS zeigen in vielen Regionen einen ausgeprägten Jahresgang des Bias. Der konkrete Verlauf ist über mehrere Regionen ähnlich.

In den Teilregionen Nordchina (NC), Nordwest (NW) und dem Tarimbecken (TB) zeigt CCLM eine deutliche Überschätzung der Temperatur im Sommer und Winter von bis zu 4 K. Für den Herbst und den Frühling ist der Bias deutlich geringer, aber weiterhin positiv. Das statistische Modell STARS zeigt für die Teilregionen NC und NW eine geringe Unterschätzung der 2 m-Temperatur beim Übergang vom Frühling zum Sommer (Mai und Juni) und eine leichte





**Abbildung 4.4.:** Die Abweichungen der beiden Regionalmodelle CCLM und STARS sowie des Antriebs ERA-Interim vom mittleren Jahresgang der 2 m-Temperatur für die in Abschnitt 2.3.2 definierten Teilregionen. Als Referenz wurde der CRU-TS3.21 Datensatz gewählt. Für die Berechnungen wurden nur Landgitterpunkte in Betracht gezogen (siehe Abschnitt 2.3). Die Abweichungen wurden für den Zeitraum von 1997 bis 2010 anhand der Monatsmittel gebildet. Die Bänder kennzeichnen das 2.5%- und 97.5%-Quantil der Verteilung der Abweichungen der jeweiligen Monatsmittel von der Referenz (5% Signifikanzniveau für von Null verschiedene Abweichungen). Zur Bestimmung der Verteilung wurde eine Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.

Überschätzung in den Wintermonaten. Der Bias hat dabei gegenüber CCLM eine leicht geringere Ausprägung und liegt in den betreffenden Regionen ganzjährig unterhalb oder nahe der Signifikanzschwelle (5%). Für das Tarimbecken zeigt sich von Ende Frühling bis Anfang Winter eine statistisch signifikante Unterschätzung der bodennahen Lufttemperatur von über  $-2\text{ K}$  durch STARS. Dieser Bias setzt sich aus der deutlichen Unterschätzung der Temperatur

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen

über den Randgebirgen des Beckens und der relativ geringen Unterschätzung über der Wüste Taklamakan zusammen (siehe Abschnitt 4.2.1). Der Bias des Antriebs ERA-Interim ist über den betrachteten Teilregionen (NC, NW und TB) geringer als der Bias von CCLM und STARS. Die Abweichung zum Antrieb ist insbesondere für das statistische Regionalmodell bemerkenswert, da die räumliche Verteilung des Bias eine deutliche Ähnlichkeit zeigte (siehe Abschnitt 4.2.1). Trotz der relativen Nähe der genannten Regionen zum Rand von CORDEX-Ostasien ist kein deutlicher Zusammenhang zwischen CCLM und ERA-Interim im Jahresgang der 2 m-Temperatur zu erkennen.

In den Randregionen Nordost (NO), Nord (N) und Nordost China (NOC) hingegen folgt der Jahresgang des dynamischen Regionalmodells CCLM dem Antrieb ERA-Interim. Am deutlichsten ist dies in der Region NO zu erkennen. Neben der relativen Nähe zur lateralen Interpolationszone resultiert dieses Verhalten aus dem dominanten Einfluss des Ozeans in der Region und der Tatsache, dass die Oberflächentemperatur von Wasseroberflächen in CCLM aus dem Antrieb übernommen wird (Doms et al., 2011). Das statistische Modell STARS zeigt in den genannten Regionen, neben dem schon zuvor beobachteten Kältebias im Übergang vom Frühling zum Sommer (in den Regionen NW und NC), eine deutliche und statistisch signifikante Überschätzung der 2 m-Temperatur im Februar und März von bis 6 K. Aufgrund der hohen interannulären Varianz der Temperatur in diesen Monaten resultiert dieser Wärmebias aus der häufigen Ziehung von warmen Blöcken um die Regressionsvorgabe zu erfüllen (siehe Tabelle 4.2). Demnach ist hier ein deutlicher Nachteil der Modellkonzeption aufgrund der Vorgabe von jährlichen Trends zu erkennen, da die Verteilung des Trendsignals auf die einzelnen Monate indirekt erfolgt. Dabei besteht die Möglichkeit, dass der Trend primär auf Monate mit hoher interannulärer Variabilität gelegt wird, da hier eine potentiell höhere Anzahl passender Blöcke vorhanden ist. Aus Sicht des statistischen Modells STARS haben daher Monate mit größerer interannulärer Variabilität ein größeres Änderungspotential als Monate mit geringerer Variabilität.

Im Vergleich zu den Regionen NC, NW und TB zeigen CCLM und STARS in den Regionen Zentralchina (ZC), Zentrum (ZEN), Südchina (SC), Südjapan (SJ) und dem Hochland von Tibet (HT) einen relativ geringen Bias in der Temperatur, mit Werten zwischen  $-2$  K und  $2$  K. Die Abweichungen sind in den meisten Monaten nahe oder unterhalb der Signifikanzschwelle. Einzig für das Hochland von Tibet ergibt sich ein leichter und statistisch signifikanter Kältebias für beide Modelle sowie den Antrieb über das gesamte Jahr. Dieser resultiert primär aus der deutlichen Unterschätzung der Temperatur im Karakorum (siehe Abschnitt 4.2.1). Wie bei den zuvor betrachteten Regionen zeigt STARS in den Regionen ZC, SC, SJ und HT einen stärkeren Kältebias beim Übergang vom Frühling zum Sommer. Der Kältebias ist jedoch geringer ausgeprägt und verschwindet für die südlicheren Teilregionen. Bis auf die Region Südjapan unterscheiden sich die beiden Regionalmodelle und der Antrieb ERA-Interim in allen genannten Teilregionen nur geringfügig. Für SJ zeigt CCLM einen deutlichen Kältebias im Winter.

In den Teilregionen Nordindien (NI), Südindien (SI) und Indochina (IC) zeigt CCLM eine deutliche Überschätzung der Temperatur im Frühling bzw. der gesamten ersten Jahreshälfte gegenüber dem Rest des Jahres. Im Vergleich zur Referenz (CRU-TS3.21) entspricht dies einer starken Erwärmung des Erdbodens in der Zeit vor dem Eintreffen des Sommermonsuns. Mit Beginn der Monsunniederschläge kommt es zu einem Abfall der Temperatur, was zu einer Verringerung des Modellbias führt. Mit dem Rückzug des Sommermonsuns wird über Indien erneut ein Anstieg des Bias im CCLM beobachtet. Über Indochina kommt es nicht zu einem wiederholten Anstieg der Abweichungen im Jahresverlauf, sondern zur Ausprägung eines Kältebias im Winter. Ein Grund für die unterschiedliche Entwicklung des Bias im Winter

könnte die Barrierewirkung des Hochland von Tibet sein. Dieses blockiert den Zustrom kalter Luft aus dem Norden nach Indien. Für Indochina existiert keine derartige Barrierewirkung. STARS weist in den drei Teilregionen eine hohe Ähnlichkeiten mit dem Antrieb ERA-Interim auf. Beide weichen über das gesamte Jahr nur geringfügig vom CRU-TS3.21 Datensatz ab. Der in den nördlichen Regionen beobachtete Kältebias beim Übergang vom Frühling zum Sommer tritt hier nicht auf.

Verglichen mit den anderen Teilregionen ist der Temperaturbias über den Philippinen (PHI), Westindonesien (WI) und Ostindonesien (OI) relativ gering ausgeprägt. Die Abweichungen sind jedoch in vielen Monaten statistisch signifikant. Dies resultiert aus der relativ geringen interannulären Varianz und dem flachen Jahresgang der 2 m-Temperatur. Diese schwankt im Jahresverlauf nur zwischen 22° C und 27° C in den Beobachtungen (siehe Abschnitt 1.5.2). Über den Philippinen und Westindonesien besitzt der Bias des CCLM einen deutlichen Jahresgang, mit einer Unterschätzung der Temperatur im Winter und einem verschwindenden oder leicht positiven Bias im Sommer. STARS besitzt in den genannten Regionen einen ähnlichen Jahresgang wie der Antrieb ERA-Interim, liegt jedoch systematisch 0.5 K bis 1.0 K unter der Reanalyse. Dies steht im Widerspruch mit den Beobachtungen in Abschnitt 3.1.5, kann jedoch mit der gewählten Position der Referenzstationen und der damit verbundenen Regressionsvorgabe erklärt werden (siehe Abschnitt 4.1).

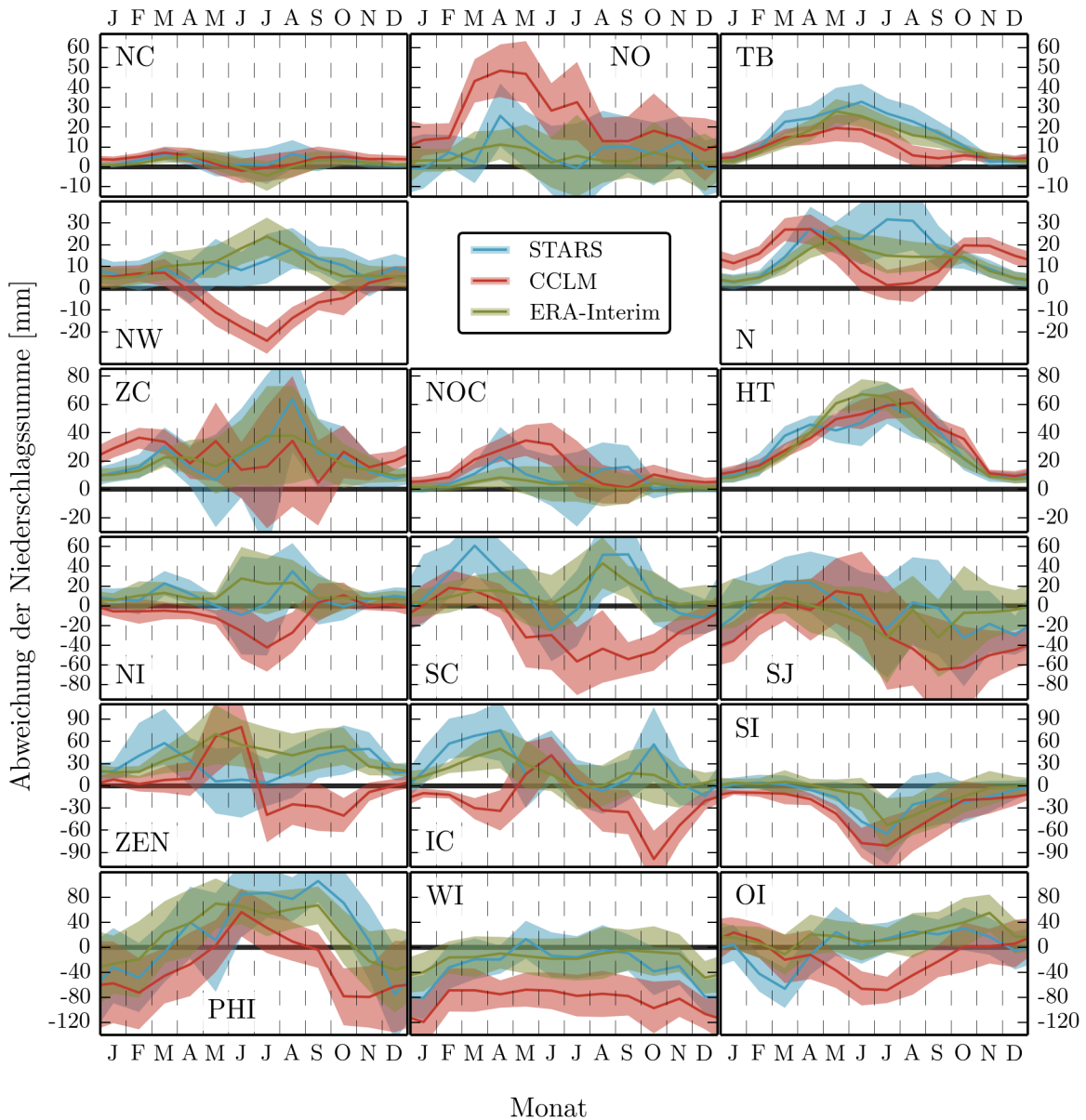
Zusammenfassend ergibt sich für STARS ein unterschiedliches Verhalten zwischen dem nördlichen und südlichen Teil CORDEX-Ostasiens. Im Norden werden deutliche Abweichungen zum Antrieb beobachtet, während diese im Süden fast vollständig verschwinden. Dieses Verhalten kann mit der Position der Referenzstationen sowie der Konzeption des Blockaustausches und der Art der Trendvorgabe erklärt werden. Der Bias des CCLM folgt nur in der Nähe der nordöstlichen Berandung dem Antrieb. Von beiden Regionalmodellen wird der Jahresgang im Süden besser simuliert als im Norden. Ein Jahresgang des Bias ist für beide Regionalmodelle in vielen Regionen erkennbar. Das dynamische Modell CCLM zeigt dabei, vor allem in den südlichen Monsunregionen, eine größere Abweichung von der Referenz als STARS.

#### 4.3.2. Saisonale Charakteristik des Niederschlags

Abbildung 4.5 zeigt die Abweichungen der Monatssummen des Niederschlags vom beobachteten Jahresgang (GPCC-FD v6) für CCLM, STARS und ERA-Interim. Analog zu den Erkenntnissen aus Abschnitt 4.2.2 zeigt sich eine große räumliche Variabilität im Jahresgang des Niederschlagsbias. Dies lässt sich beispielsweise an den Teilregionen Nordchina (NC), Nordwest (NW) und dem Tarimbecken (TB) erkennen. Alle drei Teilregionen zählen zwar zu den niederschlagsärmsten Regionen in CORDEX-Ostasien und besitzen einen ähnlichen Jahresgang in den beobachteten Niederschlägen, der Jahresgang des Bias ist jedoch verschieden. Dies liegt an den unterschiedlichen Effekten, welche zur Niederschlagsbildung führen, deren Abbildung in den Modellen sowie der kleinskaligen Natur des Niederschlags selber. Unterschiede sind daher auf einer feineren räumlichen und zeitlichen Skala deutlicher zu erkennen als bei der aggregierten Betrachtung in Abschnitt 4.2.2.

Sowohl die beiden Regionalmodelle als auch der Antrieb zeigen in der Region NC nur einen geringen Bias, mit einer leichten aber statistisch signifikanten Überschätzung des Niederschlags im Mai und April ( $< 10$  mm). In den übrigen Monaten liegt der Bias unterhalb der Signifikanzschwelle (5%). Dem entgegen zeigt sich über den Teilregionen NW und TB ein ganzjähriger und in der Regel statistisch signifikanter Bias. Zudem ergibt sich für die Region Nordwest ein deutlicher Unterschied zwischen den beiden Regionalmodellen. Das dynamische Modell CCLM unterschätzt hier den Niederschlag für die Monate von Mai bis September

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen



**Abbildung 4.5.:** Analog zu Abbildung 4.4, die Abweichungen der Monatssummen des Niederschlags in den verschiedenen Teilregionen. Als Referenz diente der GPCC-FD v6 Datensatz.

um über  $-20$  mm. Das statistische Modell STARS zeigt hingegen, ebenso wie der Antrieb ERA-Interim eine statistisch signifikante Überschätzung im Sommer. Für den Winter ergibt sich für beide Regionalmodelle eine leichte Überschätzung der Niederschläge. Der ganzjährige positive Bias von CCLM, STARS und ERA-Interim über dem Tarimbecken (TB) ergibt sich primär aus der deutlichen Überschätzung des Niederschlags an den Randgebirgen des Beckens. In allen drei betrachteten Regionen (NC, NW und TB) zeigt das statistische Modell STARS eine hohe Ähnlichkeit zum Antrieb ERA-Interim. Da das dynamische Modell CCLM den skaligen Niederschlag intern prognostisch berechnet und nur die spezifische Luftfeuchtigkeit sowie den Wasser- und Eisgehalt der Wolken vom Antrieb übernimmt, wird hier keine direkte Beeinflussung des Antriebs am Rand beobachtet.

Für die anderen drei nördlichen Randregionen Nordost (NO), Nordost China (NOC) und Nord (N) zeigt CCLM ein qualitativ ähnliches Verhalten, mit einem deutlichen positiven Bias vom Frühling bis zum Beginn des Sommers und einem nachlassenden oder verschwindenden Bias im Herbst. Dies weist auf eine erhöhte zyklonale Aktivität über den betreffenden Regionen hin. Im Vergleich zu den Regionen NO und NOC verlagert sich das positive Maximum des Bias für die Region Nord zum Jahresanfang. Zudem weist der Jahresgang dort ein zusätzliches Maximum von Oktober bis November auf. Das statistische Modell STARS besitzt in den Teilregionen NO und NOC einen geringeren Niederschlagsbias als CCLM und zeigt Ähnlichkeiten mit dem Antrieb ERA-Interim. Im Unterschied zum Antrieb bildet STARS jedoch zwei Maxima im Jahresgang des Bias im Frühling und im Herbst aus. In der Teilregion N überschätzt das statistische Modell den Sommerniederschlag mit über 30 mm deutlich und liegt im Bias über CCLM und ERA-Interim.

Über dem Hochland von Tibet (HT) zeigen beide Regionalmodelle eine statistisch signifikante Überschätzung des Niederschlags im gesamten Jahresverlauf. Insbesondere für das dynamische Regionalmodell CCLM resultiert dieser positive Bias aus der Überschätzung des Luv-Niederschlags infolge der abgeflachten Orographie des Himalaya und Karakorum. Der Jahresgang beider Regionalmodelle zeigt eine hohe Ähnlichkeit mit dem Antrieb. Die größte Überschätzung zeigen CCLM und STARS, mit Werten von bis zu 70 mm, zur Zeit des Sommermonsuns.

Analog zum Hochland von Tibet zeigen CCLM und STARS in der Teilregion Zentralchina (ZC) eine Überschätzung des Niederschlags über das ganze Jahr. Der Bias von CCLM liegt jedoch von Juli bis September unterhalb der Signifikanzschwelle. Er schwankt im Jahresverlauf unsystematisch zwischen von 0 mm und 40 mm. Die Breite des Schwankungsbandes (5 % Signifikanzschwelle) ist modellübergreifend im regenreichen Sommer am größten und im trockenen Winter am kleinsten. Der Bias des statistischen Modells STARS weist ein deutliches Maximum im August (über 60 mm) und ein schwächeres Maximum im März (30 mm) auf. Das Modell folgt dabei im Wesentlichen dem Antrieb ERA-Interim.

Zwischen den Teilregionen Nordindien (NI), Südchina (SC) und Südindien (SI) weist der Jahresgang des Niederschlagsbias von CCLM einen ähnlichen Verlauf auf. Der Niederschlag wird im trockenen Winter relativ gut abgebildet und im feuchten Sommer deutlich und statistisch signifikant unterschätzt (bis zu -90 mm). Dies deckt sich mit den Beobachtungen in Abschnitt 4.2.2, wonach die Intensität des indischen und des ostasiatischen Sommermonsuns unterschätzt wird. Dementsprechend wird die Intensität des Monsuns über dem westlichen Nordpazifik und damit die Menge der Sommerniederschläge über den Philippinen (PHI) von CCLM überschätzt (Nitta, 1987; B. Wang et al., 2001). Analog zur Länge der eigentlichen Regenzeit wird der Niederschlag über Nordindien für einen kürzeren Zeitraum (Juni bis August) unterschätzt als über Südindien und Südchina (April bis September und Mai bis November). Über den Teilregionen NI und SC zeigt STARS zwei Maxima im Jahresgang des Niederschlagsbias. Ähnliche Beobachtungen lassen sich in den Regionen ZC, NOC, ZEN und IC machen. Die Positionen der Maxima unterscheiden sich dabei zwischen den Regionen. Alle genannten Regionen weisen, infolge der Beeinflussung durch die Monsunzirkulation, eine Trennung der Niederschlagsverhältnisse in eine Regen- und eine Trockenzeit auf. Die Maxima des Bias befinden sich dabei stets im Übergang der beiden Jahreszeiten. Sie resultieren aus der zeitlichen Verschiebung von Blöcken aus der Regenzeit in die Trockenzeit und umgekehrt innerhalb der Datumstoleranz (siehe Abschnitt 1.4.2). Dies führt zu einer Verlängerung der Regenzeit oder einer Verschiebung der Übergangszeit in den genannten Teilregionen bei den Simulationen durch STARS. Für die Teilregion SI ist dieses Phänomen aufgrund der generellen Unterschätzung der Niederschläge in der ERA-Interim Reanalyse nur gering ausgeprägt. Eine genauere

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen

Beschreibung dieses Phänomens erfolgt in Abschnitt 4.4.

Für die Teilregionen Zentrum (ZEN) und Indochina (IC) zeigt das dynamische Regionalmodell CCLM eine statistisch signifikante Überschätzung der Niederschläge zu Beginn der Regenzeit im Mai und Juni sowie eine Unterschätzung von Juli bis Oktober (ZEN) und April (IC). Die Unterschätzung erreicht dabei über Indochina im Oktober bis zu  $-90$  mm. Dieses Verhalten deutet auf eine schnellere Umstellung der Zirkulation zwischen Sommer- und Wintermonsun in den beiden Regionen hin. Das statistische Modell STARS folgt über Indochina weitestgehend dem Antrieb, besitzt jedoch einen leicht höheren Bias (80 mm). Für die Teilregion ZEN zeigt STARS hingegen größere Abweichungen zu ERA-Interim. Hier dominiert die oben beschriebene Verschiebung der Übergangszeit von Regen- und Trockenzeit infolge des Blockaustausches. In den Sommermonaten zeigt das statistische Modell einen deutlich geringeren Bias als der Antrieb.

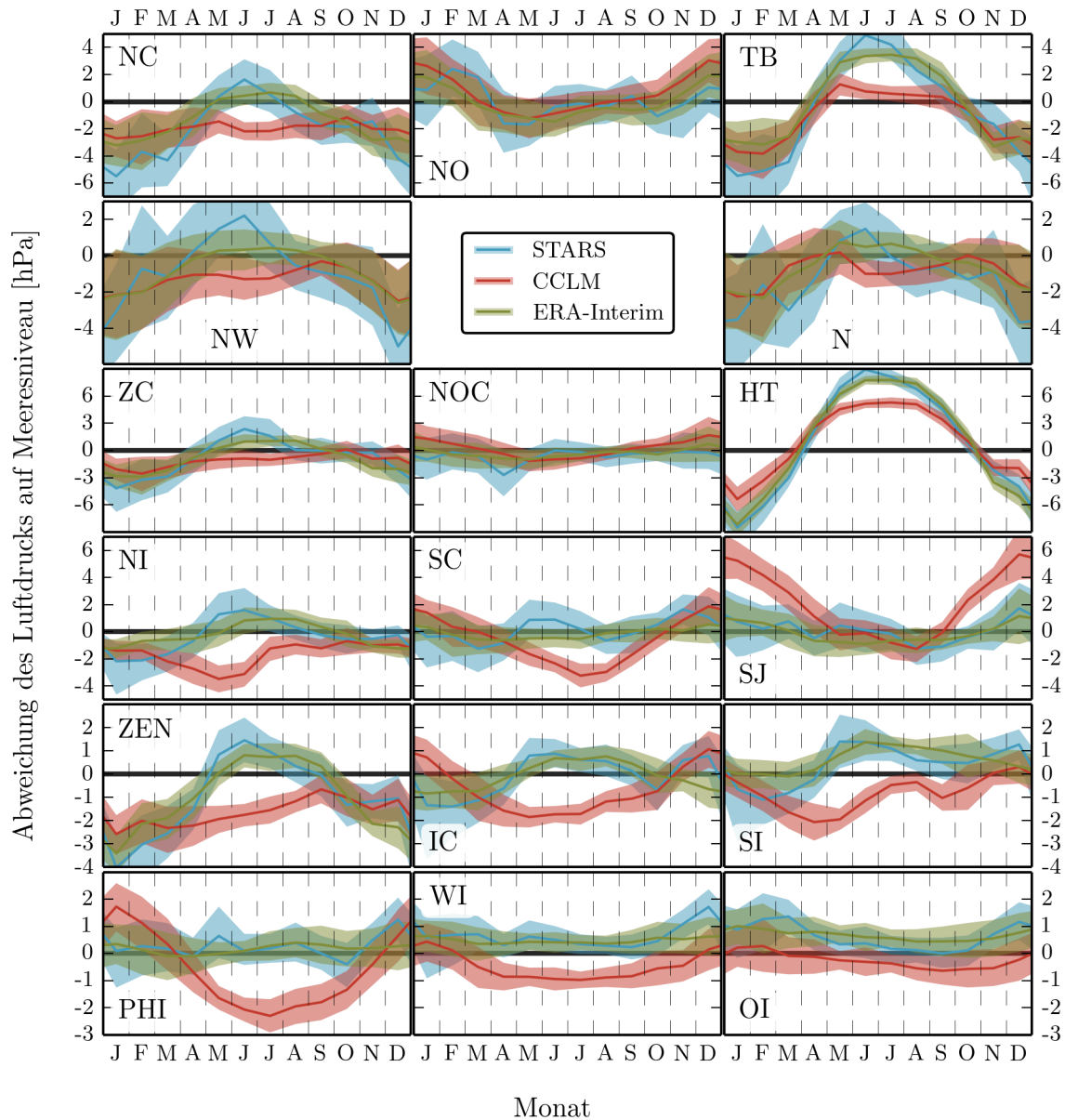
Über den Philippinen (PHI) zeigen beide Regionalmodelle einen ähnlichen Jahresgang des Bias, mit einer Tendenz zur Überschätzung des Niederschlags im Sommer um über 80 mm und einer ähnlich starken Unterschätzung im Winter. Für STARS ist dieser Jahresgang in Richtung Winter verschoben. Die Niederschläge über Westindonesien (WI) werden von CCLM und STARS im Jahresmittel unterschätzt. Das statistische Modell STARS weist dabei nur einen statistisch signifikanten Bias für die Wintermonate auf und gibt die Referenz daher besser wieder. CCLM zeigt hingegen über das gesamte Jahr einen signifikanten Bias zwischen  $-50$  mm und  $-120$  mm, mit der größten Unterschätzung im Januar. Im Vergleich zum Antrieb weisen beide Regionalmodelle einen qualitativ ähnlichen Jahresgang auf, wobei der Bias von CCLM deutlich ins Negative verschoben ist. Über dem benachbarten Ostindonesien (OI) zeigt sich nur noch im Sommer eine Unterschätzung der Niederschläge durch CCLM. Der jahreszeitliche Verlauf des Bias ähnelt der Teilregion Südindien, aufgrund der geographischen Lage von Ostindonesien (nahe des Äquators) existiert hier jedoch keine klare Trennung zwischen Regen- und Trockenzeit (vgl. Abschnitt 1.5.2).

Aufgrund der großen Schwankungsbreite lassen sich nur wenige Aussagen für die Region Süd-japan (SJ) treffen. Einzig das dynamische Regionalmodell CCLM zeigt einen signifikanten Bias von Juli bis Januar ( $-60$  mm). Eine Unterschätzung der Intensität des ostasiatischen Sommermonsuns infolge der Überschätzung des Monsuns über dem westlichen Nordpazifik lässt sich anhand der Niederschlagsverteilung nicht erkennen. Eine mögliche Erklärung hierfür könnte die Begrenzung der Untersuchung auf Landgitterpunkte darstellen. Das statistische Modell STARS zeigt in den meisten Monaten keinen signifikanten Bias. Für den Dezember, Februar, März und April ist der Bias zwar statistisch signifikant, aber im Vergleich zum Bias von CCLM deutlich geringer.

Zusammenfassend zeigen beide Regionalmodelle die größten Abweichungen zur Referenz in der regenreichen Jahreszeit. Im trockenen Winter ist der erzielte Bias in der Regel gering. Aufgrund seiner Konzeption zeigt das statistische Modell STARS eine Verlängerung der Regenzeit oder eine Verschiebung der beiden Übergangsphasen. Das dynamische Regionalmodell CCLM zeigt hingegen die Merkmale einer Unterschätzung der Intensität der indischen Monsunzirkulation und der Überschätzung der Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik. Hierdurch lassen sich die beobachteten Abweichungen des Niederschlags über den Monsungebieten CORDEX-Ostasiens erklären.

##### 4.3.3. Saisonale Charakteristik des Luftdrucks

Abbildung 4.6 zeigt die Abweichungen des Luftdrucks auf Meeresebene vom beobachteten Jahresgang (HadSLP2f) für CCLM, STARS und ERA-Interim. Im Unterschied zu Abschnitt 4.2.3



**Abbildung 4.6.:** Analog zu Abbildung 4.4, die Abweichungen des Luftdrucks in den verschiedenen Teilregionen. Als Referenz diente der HadSLP2f Datensatz (siehe Abschnitt 2.2). Entgegen dem Vorgehen in Abschnitt 4.2.3 gehen dabei nur Landgitterpunkte in die Berechnung ein.

gehen dabei nur Landgitterpunkte in die Untersuchung ein. Generell zeigt sich im Vergleich zur 2 m-Temperatur und dem Niederschlag eine großskalige räumliche Biasstruktur mit Ähnlichkeiten im Jahresgang über den einzelnen Teilregionen. So zeigen beispielsweise die Regionen Nordchina (NC), Nordwest (NW), Zentralchina (ZC), Zentrum (ZEN), Nord (N), das Hochland von Tibet (HT) und das Tarimbecken (TB) für beide Regionalmodelle einen ähnlichen saisonalen Verlauf. Das statistische Modell STARS tendiert dabei zu einer statistisch signifikanten Überschätzung des Luftdrucks im Sommer und einer Unterschätzung im Winter, mit Werten von  $-2\text{ hPa}$  bis  $-9\text{ hPa}$  und  $+2\text{ hPa}$  bis  $+9\text{ hPa}$ . Die absolute Größe des Bias sowie die zeitliche Andauer der Über- oder Unterschätzung des Luftdrucks variiert dabei zwischen

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen

den genannten Regionen. In den Teilregionen NC, NW, ZC und N zeigt CCLM einen leicht negativen Bias über das gesamte Jahr. Ein Jahresgang des Bias ist nur schwach ausgeprägt. Das dynamische Modell CCLM zeigt in fast allen genannten Regionen einen geringeren Bias als STARS. Dies kann zum Teil darauf zurückgeführt werden, dass CCLM dem Antrieb weniger stark folgt als das statistische Modell und damit insgesamt ein besseres Simulationsergebnis zeigt als ERA-Interim (siehe Abschnitt 3.1.5 und 3.2.3). Insbesondere über dem Hochland von Tibet oder dem nördlich angrenzenden Tarimbecken zeigt das dynamische Regionalmodell deutlich geringere Abweichungen von der Referenz. Über dem Hochland von Tibet ergibt sich für STARS und ERA-Interim ein statistisch signifikanter Bias von bis zu 6 hPa im Sommer. Die Abweichungen sind mit etwa 4 hPa bei CCLM deutlich geringer. Wie schon in Abschnitt 4.2.3 beschrieben, deuten die Abweichungen im Sommer auf eine Abschwächung der indischen Monsunzirkulation hin. Allerdings ist davon auszugehen, dass ein Teil des Bias auch aus der relativ groben Auflösung des HadSLP2f Datensatzes resultiert.

Im Vergleich zum Hochland von Tibet finden sich über den Teilregionen Nordost (NO) und Nordost China (NOC) relativ zur Ausdehnung der Signifikanzbänder nur geringe Abweichungen des Luftdrucks für die beiden Regionalmodelle. CCLM zeigt dabei einen schwachen Jahresgang des Bias, mit einer Überschätzung von etwa 4 hPa in den Monaten November und Dezember. Für das statistische Modell STARS ergeben sich keine statistisch signifikanten Abweichungen zur Referenz. STARS zeigt jedoch über den beiden Regionen leichte aber systematische Abweichungen zum Antrieb. Über der Teilregion NO findet sich beispielsweise eine Überschätzung des Luftdrucks im Februar und März, gefolgt von einer Unterschätzung im April und Mai. Der zeitliche Verlauf des Bias lässt dabei vermuten, dass dieser durch eine Verschiebung der Blöcke innerhalb der Datumstoleranz entstanden ist. Der gleiche Mechanismus führt beim Niederschlag zu einer Verlängerung der Regenzeit. Analog zu den Beobachtungen bei der 2 m-Temperatur findet sich über den drei Teilregionen NO, N und NOC eine Ähnlichkeit zwischen dem dynamischen Modell und der ERA-Interim Reanalyse, welche vermutlich auf die Ankopplung des Antriebs am lateralen Rand zurückgeführt werden kann.

Für die Teilregionen Nordindien (NI), Südindien (SI), Südchina (SC) und Indochina (IC) ist ebenfalls ein ähnliches Verhalten im Jahresgang des Bias zwischen STARS und ERA-Interim zu erkennen. Das statistische Modell zeigt hier eine Unterschätzung des Luftdrucks von Januar bis April und anschließend eine Überschätzung von Mai bis Juli. Für die Regionen IC und SI dauert dieser positive Bias bis in den September und Dezember an. Die Werte sind jedoch in allen Monaten nahe oder unterhalb der Signifikanzschwelle. Vom Herbst zum Winter zeigt sich für die drei Teilregionen SI, SC und IC ein Anstieg des Bias von STARS. Für CCLM lässt sich ein deutlicher Jahresgang im Bias für die Teilregionen SC und IC, mit einer Überschätzung im Winter und einer Unterschätzung im Sommer, erkennen. Die Abweichungen sind jedoch geringer als für die nördlichen Teilregionen. Über Indien (NI und SI) zeigt sich nur zu Beginn des Sommermonsuns ein deutlicher negativer Bias. Vom Monat Mai an verringert sich die Abweichung sukzessive und variiert ab Juli knapp unterhalb der Signifikanzschwelle. Über Südindien lässt die Überschätzung des Luftdrucks im Sommer auf eine verminderte konvektive Aktivität schließen. Zusammen mit der Überschätzung des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet erklärt dies die verminderten Sommerniederschläge über der Region (siehe Abschnitt 4.3.2).

Vergleicht man die Regionen PHI und SJ, so ergibt sich eine qualitative Ähnlichkeit der Abweichungen des Luftdrucks für beide Regionalmodelle. Zusammen mit Südchina und Indochina bilden diese Regionen das Einflussgebiet des ostasiatischen Monsuns und des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik. Für das dynamische Regionalmodell CCLM lässt sich für alle vier Regionen eine Unterschätzung des Luftdrucks im Sommer und eine Überschätzung im



Winter erkennen. Der Bias über Südjapan ist jedoch im Sommer deutlich schwächer (statistisch nicht signifikant) und im Winter stärker ausgeprägt (bis zu 7 hPa) als über den anderen drei Regionen. Das statistische Modell STARS zeigt insbesondere über den Teilregionen PHI und SJ einen, im Vergleich zu CCLM, geringen und meist statistisch nicht signifikanten Bias. Das Modell folgt dabei wiederum weitestgehend dem Antrieb ERA-Interim.

Über West- und Ostindonesien (WI und OI) zeigt CCLM eine leichte Unterschätzung des Luftdrucks von März bis November. Dies steht jedoch nicht im Zusammenhang mit einer erhöhten konvektiven Aktivität, da CCLM in den betreffenden Regionen eine deutliche Unterschätzung der Niederschläge zeigt. Analog zu STARS ergibt sich nur ein sehr schwacher Jahresgang mit meist statistisch nicht signifikanten Abweichungen. Verglichen mit den anderen Regionen ist der Bias des Luftdrucks über PHI, WI und OI am geringsten.

Insgesamt zeigt der Vergleich beider Regionalmodelle eine bessere Modellierung des Jahresgangs des Luftdrucks im Norden durch CCLM und im Süden durch STARS. Wie schon beim Niederschlag zeigt das statistische Modell im Jahresgang des Bias deutliche Ähnlichkeit mit dem Antrieb ERA-Interim. Zudem lässt sich wiederum in einzelnen Monaten eine systematische Verschiebung infolge des Blockaustausches innerhalb der Datumstoleranz erkennen. Das dynamische Regionalmodell CCLM zeigt vor allem im Süden Schwächen in der Simulation der Luftdruckverhältnisse. Die Beeinflussung des Modells durch den Antrieb infolge der Übergabe der Luftdruckfelder am Rand lässt sich nur in den nördlichen Region NO, NOC und N beobachten.

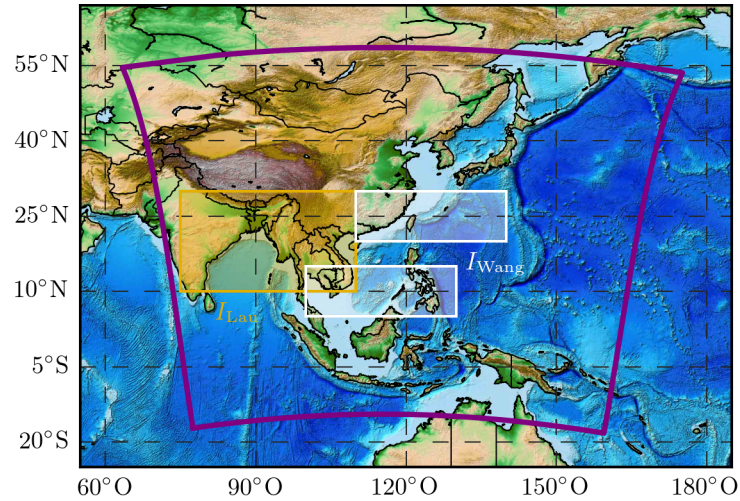
## 4.4. Modellierung des asiatischen Monsunphänomens

Abschließend soll nun auf die Modellierung des asiatischen Monsunphänomens eingegangen werden. Primär steht dabei die durch beide Regionalmodelle simulierte räumliche und zeitliche Entwicklung der Niederschläge über den Monsungebieten im Vordergrund. Es soll jedoch auch die, in den vorherigen Abschnitten aufgestellte, Vermutung einer Fehleinschätzung der Monsunintensität durch das dynamische Modell CCLM untersucht werden. Hierfür wird auf eine aggregierte Darstellung der Zirkulation durch Monsunindizes zurückgegriffen. Zur Analyse der räumlichen und zeitlichen Entwicklung der Monsunniederschläge werden, die in Abschnitt 1.5.3 definierten, Monsunregionen betrachtet. Da das Gebiet des indischen Monsuns teilweise außerhalb von CORDEX-Ostasien liegt, wird diese Region nur nachrangig betrachtet. Die untersuchten Monsunregion enthalten sowohl Land- als auch Wasserflächen. Für eine vollständige Validierung kommt daher der GPCC-FD v6 Datensatz nicht in Frage, da von ihm nur Landgitterpunkte abgedeckt werden. Um auch die Niederschlagsereignisse über dem Meer mit einbeziehen zu können, wurde daher der Datensatz TRMM 3B42 als Niederschlagsreferenz verwendet (siehe Abschnitt 2.2). Abweichungen zu den vorherigen Ergebnissen können daher sowohl aus der zusätzlichen Betrachtung der Gitterpunkte über Wasser, als auch dem veränderten Referenzdatensatz resultieren. Als Folge des neuen Referenzdatensatzes musste der Vergleichszeitraum abgeändert werden. Dieser umfasst im Folgenden die Jahre von 1999 bis 2011.

### 4.4.1. Einschätzung der Monsunintensität durch Monsunindizes

In den vorherigen Untersuchungen konnte ein systematischer Bias im simulierten Niederschlags und Luftdruckfeld von CCLM über den Monsungebieten des indischen Monsuns und des Monsuns über dem westlichen Nordpazifik sowie den benachbarten Regionen beobachtet werden.

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen



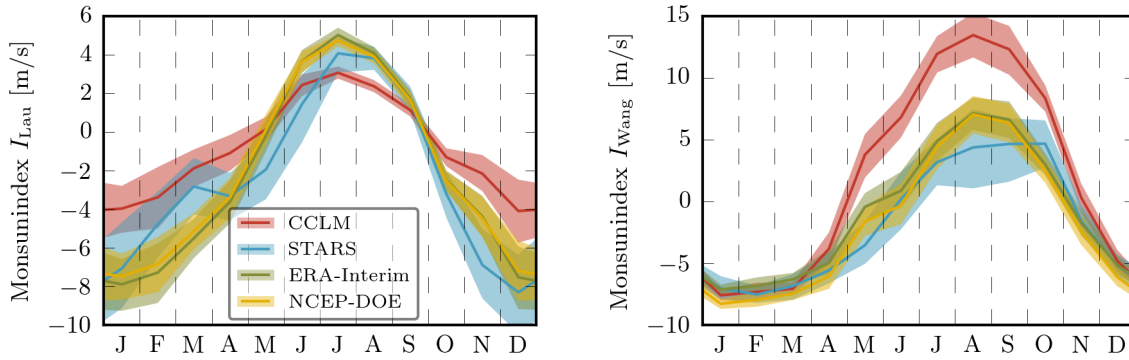
**Abbildung 4.7.:** Die Regionen über denen die beiden Monsunindizes  $I_{Lau}$  und  $I_{Wang}$  definiert sind. Die genauen Definitionen der Indizes sind im Text angegeben.

Hierbei wurde vermutet, dass dieser Bias auf eine Unterschätzung oder Überschätzung der jeweiligen regionalen Monsunzirkulation zurückgeführt werden kann. Auf diese Vermutung soll nun genauer eingegangen werden.

Um die Intensität des Monsuns auf einfache Weise einzuschätzen zu können, wurden in der Vergangenheit eine Reihe von Monsunindizes definiert (Webster und Yang, 1992; B. Wang und Fan, 1999; Lau et al., 2000; B. Wang et al., 2001; Li und Zeng, 2002; B. Wang et al., 2008). Bei der Definition eines Monsunindexes wird allgemein versucht, ein regionales Monsunphänomen durch einzelne charakteristische Variablen umfassend zu quantifizieren. In der Regel werden hierfür der Luftdruck, die zonale oder meridionale Windgeschwindigkeit, der Niederschlag oder die Luftfeuchtigkeit verwendet (B. Wang et al., 2008). Bei der folgenden Untersuchung soll die Monsunintensität anhand der Intensität der atmosphärischen Zirkulation eingeschätzt werden. Hierfür kommen Indizes auf Basis der zonalen und meridionalen Windgeschwindigkeit in Frage. Die Intensität des indischen Monsuns soll anhand des Monsunindex nach Lau et al. (2000) ( $I_{Lau}$ ) bestimmt werden. Dieser ist durch die vertikale Scherung des meridionalen Windes  $v$  definiert. Konkret wird die Differenz der meridionalen Windkomponente zwischen dem 850 hPa und 200 hPa Druckniveau berechnet. Anschaulich betrachtet misst  $I_{Lau}$  die Intensität der meridionalen Zirkulation. Zur Zeit des Sommermonsuns ist diese durch das bodennahe (850 hPa) polwärtige Zuströmen feuchter Luft vom Indischen Ozean sowie der Bucht von Bengalen und einer ausgleichenden äquatorwärtigen Luftströmung in der oberen Troposphäre (200 hPa) charakterisiert. Wie in Abschnitt 1.5.3 beschrieben, herrscht im Winter eine umgekehrte Luftströmung. Aufgrund der räumlichen Begrenzung von CORDEX-Ostasien musste die Region, über der  $I_{Lau}$  bestimmt wird, im Westen beschränkt werden und erstreckt sich nun über den Bereich von 75° E bis 110° E und von 10° N bis 30° N. Der hier verwendete Monsunindex  $I_{Lau}$  ist folgendermaßen definiert:

$$I_{Lau} = v_{850hPa, 75^{\circ}E, 10^{\circ}N}^{30^{\circ}N, 110^{\circ}E} - v_{200hPa, 75^{\circ}E, 10^{\circ}N}^{30^{\circ}N, 110^{\circ}E}$$

Abbildung 4.7 zeigt die Region, über welcher  $I_{Lau}$  bestimmt wird. Durch den auf diese Weise definierten Index wird primär die Intensität des östlichen Astes der indischen Monsunzirkulation beschrieben (siehe Abschnitt 1.5.3).



**Abbildung 4.8.:** Die Monsunindizes  $I_{\text{Lau}}$  (links) und  $I_{\text{Wang}}$  (rechts) zur Abschätzung der Intensität der Monsunzirkulation für die beiden Regionalmodelle STARS und CCLM sowie die beiden Reanalysen ERA-Interim und NCEP/DOE. Die Reanalysen dienen dabei als Referenz. Der Vergleich bezieht sich auf die Monatsmittel für den Zeitraum von 1999 bis 2011. Die Bänder resultieren aus der interannulären Variabilität. Sie kennzeichnen das 2.5 %- und 97.5 %-Quantil der Verteilung der jeweiligen Monatsmittel. Zur Bestimmung der Verteilung wurde eine Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.

Die Stärke des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik soll durch den Monsunindex nach B. Wang und Fan (1999) sowie B. Wang et al. (2001) ( $I_{\text{Wang}}$ ) bestimmt werden. Dieser ist anhand der Differenz der zonalen Windkomponente  $u$  zwischen der Region von  $5^\circ \text{N}$  bis  $15^\circ \text{N}$  und von  $100^\circ \text{E}$  bis  $130^\circ \text{E}$  und der Region von  $20^\circ \text{N}$  bis  $30^\circ \text{N}$  und von  $110^\circ \text{E}$  bis  $140^\circ \text{E}$  in der unteren Troposphäre (850 hPa) definiert:

$$I_{\text{Wang}} = u_{850\text{hPa}, \begin{bmatrix} 15 \\ 100 \\ 5 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 130 \\ 130 \\ 5 \end{bmatrix}} - u_{850\text{hPa}, \begin{bmatrix} 30 \\ 110 \\ 20 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 140 \\ 140 \\ 20 \end{bmatrix}}$$

Anschaulich betrachtet misst  $I_{\text{Wang}}$  die Intensität der zyklonalen Zirkulation über dem Südchinesischen Meer und den Philippinen. Wie in Abschnitt 1.5.3 beschrieben, bildet sich über dieser Region im Sommer ein Monsuntrog, welcher ein wichtiges Aktionszentrum des Monsuns über dem westlichen Nordpazifik darstellt. Abbildung 4.7 zeigt die Region, über welcher  $I_{\text{Wang}}$  bestimmt wird.

In Abbildung 4.8 ist der mittlere Jahresgang der beiden Monsunindizes für die Regionalmodelle CCLM und STARS dargestellt. Als Referenz dienen die beiden Reanalysen ERA-Interim und NCEP/DOE (siehe Abschnitt A.3). Der Jahresgang der Indizes bestätigt die Vermutungen für das dynamische Regionalmodell CCLM. So wird  $I_{\text{Lau}}$  zur Zeit des indischen Sommermonsuns von Juni bis September gegenüber den Reanalysen statistisch signifikant unterschätzt. Die Differenz beträgt dabei bis zu 2 m/s. Dies entspricht einer Unterschätzung der Intensität des östlichen Astes der indischen Monsunzirkulation. Die Abbildung zeigt darüber hinaus eine deutliche Unterschätzung der Intensität des Wintermonsuns im dynamischen Regionalmodell. Das statistische Modell STARS zeigt im Vergleich mit CCLM eine relativ gute Abbildung der Monsunintensität, mit einer leichten Unterschätzung von  $I_{\text{Lau}}$  von Mai bis Juli. Analog zum dynamischen Regionalmodell lassen sich hierdurch die geringeren Sommerniederschläge über Indien erklären. In Übereinstimmung mit den Beobachtungen beim Jahresgang des Niederschlags und des Luftdrucks zeigt sich für das statistische Modell STARS auch hier eine systematische Abweichung vom Antrieb (ERA-Interim) beim Übergang zwischen den Jahreszeiten infolge des Blockaustauschs innerhalb der Datumstoleranz.

Für den Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik bestätigt sich ebenfalls die zuvor aufgestellte Vermutung. Anhand des Monsunindex  $I_{\text{Wang}}$  lässt sich erkennen, dass das dy-

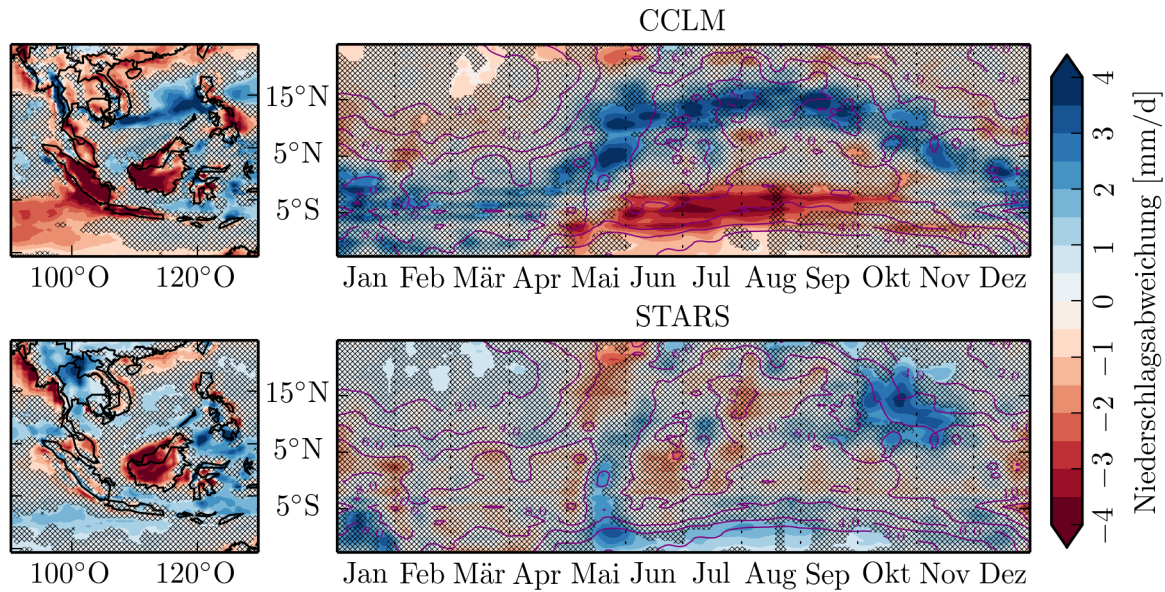
namische Modell CCLM die Monsunintensität von Mai bis Oktober deutlich und statistisch signifikant überschätzt. Die Differenz zu den beiden Reanalysen beträgt dabei über 5 m/s. Somit lassen sich die Beobachtungen in den Simulationen des Niederschlags- und des Druckfeldes durch die Überschätzung der Monsunintensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik erklären. Dies entspricht auch den Beobachtungen von Feng und Fu (2006) mit verschiedenen hydrostatischen und nicht-hydrostatischen Regionalmodellen. Eine mögliche Ursache für die Überschätzung kann in der Oberflächentemperatur des Ozeans liegen. Diese hat einen wesentlichen Einfluss auf die Intensität des Sommermonsuns (R. Huang und Y. Wu, 1989; R. Wu und B. Wang, 2000; B. Wang et al., 2001). Die Oberflächentemperatur von Wasserflächen wird zu jedem Zeitschritt aus den Antriebsdaten ermittelt und somit nicht dynamisch vom Modell bestimmt. Die Kopplung an ein dynamisches regionales Ozeanmodell könnte demnach zu Verbesserungen in der simulierten Monsunintensität führen.

Analog zum indischen Monsun zeigt das statistische Modell STARS eine relativ gute Übereinstimmung mit den beiden Referenzdatensätzen. Im Frühling und Herbst ergibt sich jedoch wiederum eine zeitliche Verschiebung zu den Indizewerten des Antriebs (ERA-Interim). Für den Winter zeigen beide Regionalmodelle eine gute Übereinstimmung mit den Reanalysen. Allerdings besitzt der Monsunindex  $I_{\text{Wang}}$  für den Winter keine anschauliche Interpretation.

#### 4.4.2. Saisonale Niederschlagsentwicklung über der südostasiatischen Monsunregion

Die südostasiatische Monsunregion umfasst den Wirkungsbereich des Monsuns über dem Maritimen Kontinent und dem westlichen Nordpazifik. Sie liegt am südöstlichen Rand CORDEX-Ostasiens und beinhaltet den westlichen Teil Indonesiens, die Philippinen sowie die Halbinsel Indochina. Abbildung 4.9 zeigt anhand eines Hovmöller-Diagramms die Abweichungen der Regionalmodelle CCLM und STARS in der saisonalen Entwicklung des Niederschlags. Als Niederschlagsreferenz diente der TRMM 3B42 Datensatz (siehe Abschnitt 2.2). Der Vergleich erfolgte für den Zeitraum von 1999 bis 2011.

Für das dynamische Regionalmodell CCLM zeigt das Hovmöller-Diagramm eine statistisch signifikante Überschätzung des Niederschlags innerhalb der ITKZ. Der Bias erreicht dabei Werte von über 3 mm/d. Im Jahresverlauf verlagert sich der Bereich mit positivem Niederschlagsbias zusammen mit der ITKZ nach Norden. Im Vergleich zu den Abweichungen im Jahresmittel (rechte Seite der Abbildung) entfällt ein Großteil der jährlichen Niederschlagsüberschätzung über dem Südchinesischen Meer und den Philippinen auf die Monate von Mai bis September. Wie zuvor erläutert, resultiert diese Niederschlagsverteilung aus der Überschätzung der Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik. Ein weiteres charakteristisches Merkmal ist die deutliche Unterschätzung der Niederschläge südlich des Äquators im selben Zeitraum. Diese Beobachtung lässt sich teilweise mit der Kopplung der drei Monsunsysteme des ostasiatischen Sommermonsuns, des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik und des Monsuns über dem Maritimen Kontinent erklären. Laut Nitta (1987) resultiert eine starke Monsunzirkulation über dem westlichen Nordpazifik im Sommer in erhöhte Niederschläge über dem Südchinesischen Meer sowie den Philippinen und verringerten Niederschlägen über Indonesien und Südchina. Die Unterschätzung beträgt über Indonesien bis zu  $-3$  mm/d. Trotz des Bias scheint das dynamische Regionalmodell CCLM diese Kopplung korrekt abzubilden. Um dies genauer zu untersuchen, zeigt Abbildung 4.10 (in Anlehnung an Nitta (1987)) die Korrelation des Sommerniederschlags über den Monsungebieten. In Übereinstimmung mit den Beobachtungen ergibt sich für CCLM eine negative Korrelation zwischen den Niederschlägen über dem westlichen Nordpazifik (Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik) und



**Abbildung 4.9.:** Das Hovmöller-Diagramm der Abweichungen des Niederschlags (rechts) der beiden Regionalmodelle CCLM und STARS vom mittleren Jahresgang zum Referenzdatensatz TRMM 3B42. Auf der linken Seite sind zur Einordnung die Abweichungen vom Jahresmittel dargestellt. Der Vergleich bezieht sich auf die südostasiatische Monsunregion (siehe Abschnitt 1.5.3) über den Zeitraum von 1999 bis 2011. Zur besseren Darstellung wurde eine gleitende Mittelung von 10 Tagen entlang der Zeitachse durchgeführt. Schattierte Bereiche kennzeichnen Punkte, deren Anomalie bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist (siehe Abschnitt 2.1). Die lila Konturlinien sind Isolinien der absoluten Niederschlagsmengen der Referenz (TRMM 3B42).

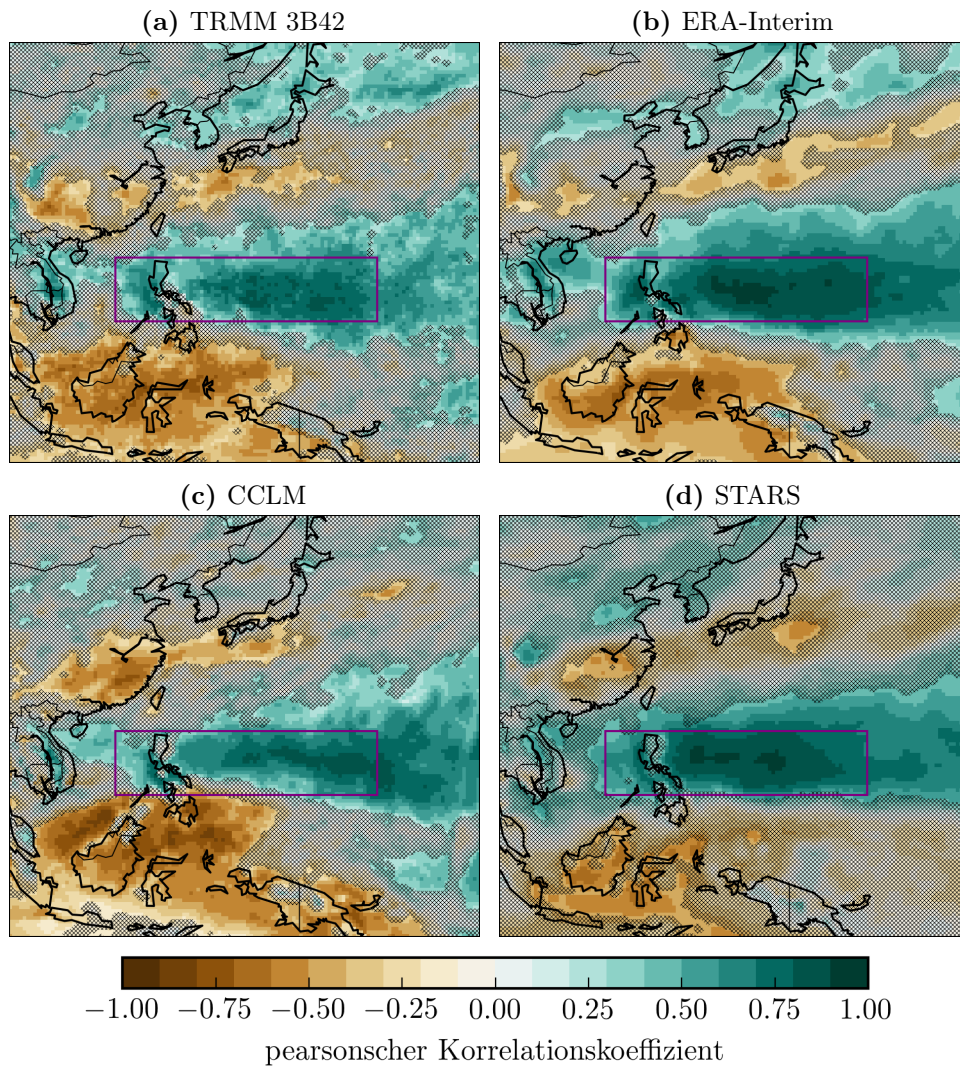
dem ostasiatischen Monsungebiet sowie dem Maritimen Kontinent. Das dynamische Modell bildet demnach die Kopplung dieser Monsunsysteme korrekt ab. Somit lässt sich die Unterschätzung der Niederschläge über Indonesien teilweise auf die überschätzte konvektive Aktivität über dem westlichen Nordpazifik zurückführen. Da die Unterschätzung primär über den Inseln Java, Sumatra und Borneo lokalisiert ist, deutet zusätzlich auf eine Unterschätzung der orographisch induzierten Niederschläge durch CCLM hin. Analoge Beobachtungen wurden bereits über dem Himalaya und Karakorum gemacht.

Das Überschätzen der Niederschläge innerhalb der ITKZ zeigt sich auch in den Wintermonaten um 5° S. Der Bias ist jedoch weniger deutlich ausgeprägt und nahe der Signifikanzschwelle (5%). Trotz der angesprochenen Schwäche des Modells in der Simulation der Niederschlagsmenge wird die zeitliche und räumliche Entwicklung des Niederschlags korrekt wiedergegeben. CCLM zeigt insbesondere die in Abschnitt 1.5.3 beschriebene asymmetrische Bewegung des Niederschlags.

Der Bias des statistischen Modells STARS ist gegenüber dem dynamischen Modell CCLM deutlich geringer. Allerdings zeigen sich zwei Auffälligkeiten bei den untersuchten Simulationen. Zum einen scheint der Zeitpunkt des Einsetzens der Sommermonsunniederschläge zeitlich von Ende April in den Mai verschoben zu sein. Die Abweichungen zu Beginn des Sommermonsuns betragen dabei bis zu 2 mm/d, liegen jedoch unterhalb der Signifikanzschwelle. Zum anderen kommt es beim südlichen Rückzug des Monsuns von Anfang Oktober bis Ende November zu einer deutlichen und statistisch signifikanten Überschätzung der Niederschläge zwischen 5° N und 20° N. Dies führt zu einer Deformation der asymmetrischen Bewegung der Monsunniederschläge in STARS. Beide Auffälligkeiten wurden schon bei der Untersuchung des

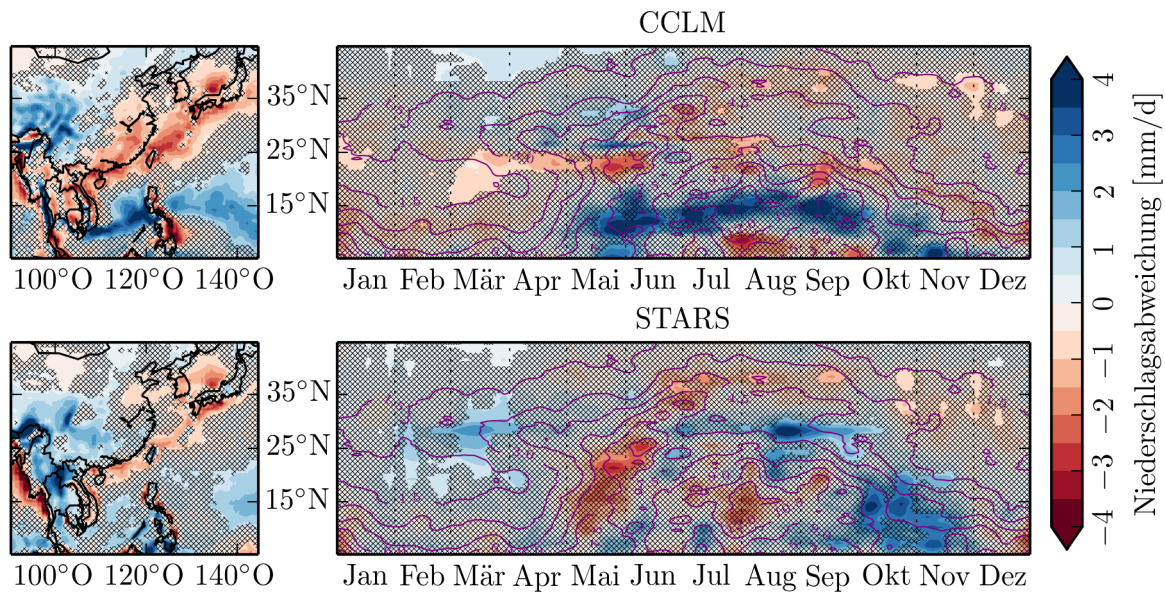


#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen



**Abbildung 4.10.:** Die Korrelation der Sommerniederschläge (JJA) zwischen allen Gitterpunkten und dem Gebietsmittel der lila umrandeten Region (in Anlehnung an Nitta (1987)). Zur Berechnung des pearsonschen Korrelationskoeffizienten dienten dabei die Zeitreihen der Monatsmittel des Niederschlags. Dargestellt sind der Referenzdatensatz (TRMM 3B42), der Antrieb (ERA-Interim) sowie die beiden Regionalmodelle CCLM und STARS. Schattierte Bereiche kennzeichnen Gitterpunkte, deren Korrelationskoeffizient bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist (siehe Abschnitt 2.1).

Jahresgangs (siehe Abschnitt 4.3) beobachtet und lassen sich durch den Austausch von Blöcken innerhalb der Datumstoleranz erklären. Beim Blockeaustausch wird aus einer Menge von Kandidatenblöcken gewählt, welche innerhalb einer bestimmten zeitlichen Umgebung (Datumstoleranz) um den auszutauschenden Block liegen (siehe Abschnitt 1.4.1). Da bei den durchgeführten Simulationen eine Temperaturerhöhung von bis zu 1 K vorgegeben wurde, werden beim Austausch eines Blocks im April und Mai in der Regel wärmere Kandidatenblöcke gewählt. Für die betrachtete Region und Jahreszeit sind dies jedoch meist trockenere Blöcke, da es in den Beobachtungen (und auch im Antriebsdatensatz ERA-Interim) mit Einsetzen des Monsunniederschlags zu einer Absenkung der bodennahen Lufttemperatur (siehe Abschnitt 1.5.2) kommt. Demnach werden vom Algorithmus häufiger trockenere Blöcke aus dem April



**Abbildung 4.11.:** Analog zu Abbildung 4.9 das Hovmöller-Diagramm für die philippinisch-ostasiatische Monsunregion (nach Abschnitt 1.5.3).

für den Austausch eines Blockes im Mai gewählt, um einen positive Temperaturtrend zu erhalten. Ein umgekehrtes Verhalten zeigt sich im Oktober und November. Somit kommt es zu einer Verschiebung und Deformation der asymmetrischen Bewegung der Monsunniederschläge in STARS. Der Blockaustausch scheint sich zudem negativ auf die simulierte Kopplung der vorherrschenden Monsunsysteme auszuwirken. Wie Abbildung 4.10 zeigt, ergeben sich für das statistische Modell schwächere Korrelationskoeffizienten über Indonesien im Vergleich zur Referenz (TRMM 3B42) und dem Antrieb (ERA-Interim).

Zusammenfassend zeigen beide Modelle eine unterschiedliche Simulation der räumlichen und zeitlichen Entwicklung des südostasiatischen Monsuns. Für CCLM ergibt sich eine Überschätzung der Niederschläge innerhalb der ITKZ und der Intensität des Sommermonsuns. Dabei wird jedoch die zeitliche Entwicklung vom Modell korrekt wiedergegeben. Das statistische Modell STARS zeigt eine relativ gute Simulation der Niederschlagsmenge aber dafür eine Deformation und Verschiebung der asymmetrischen Bewegung der Monsunniederschläge.

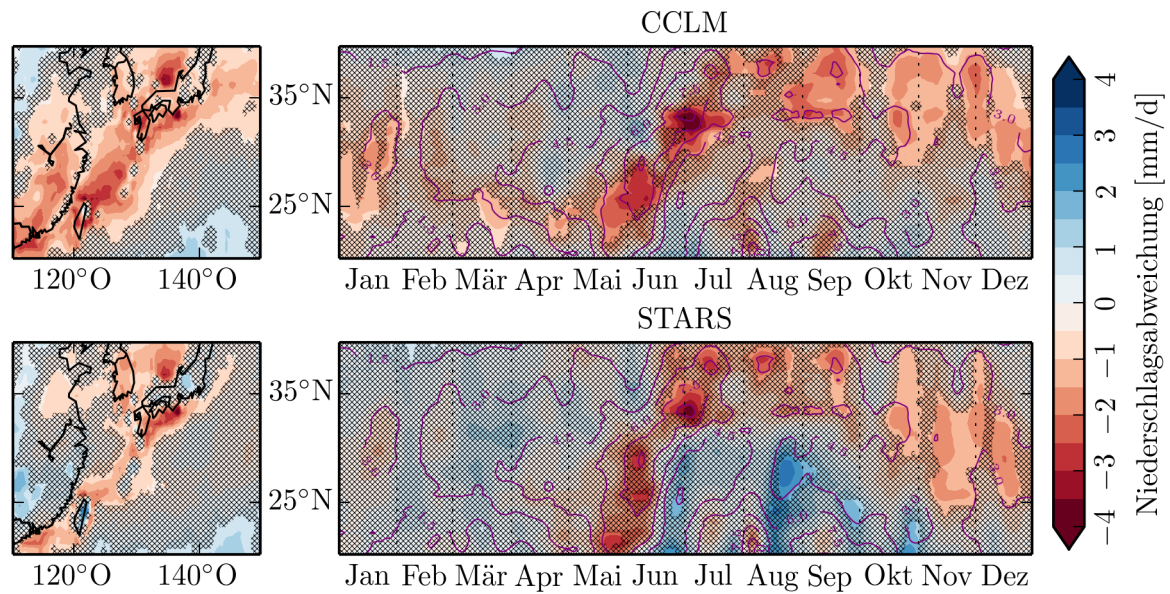
#### 4.4.3. Saisonale Niederschlagsentwicklung über der philippinisch-ostasiatischen Monsunregion

Die philippinisch-ostasiatische Monsunregion ist in Abschnitt 1.5.3 als die nördliche Erweiterung der südostasiatischen Monsunregion definiert worden. Sie umfasst den Monsun über dem westlichen Nordpazifik und das ostasiatische Monsunsystem und erstreckt sich von Indochina bis Japan. Die Region liegt vollständig innerhalb CORDEX-Ostasiens. Abbildung 4.9 zeigt die räumliche Verteilung der Jahresmittel und die Hovmöller-Diagramme der Abweichungen des Niederschlags für CCLM und STARS von der Referenz TRMM 3B42.

Wie schon bei der südostasiatischen Monsunregion zeigt sich für CCLM die Überschätzung der Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik, mit einem deutlichen und statistisch signifikanten positiven Niederschlagsbias im Süden der Region von Anfang Mai bis Ende September. Nördlich dieser Region, von Südchina bis Japan wird der Niederschlag dagegen unterschätzt. Dies deckt sich mit den Beobachtungen des vorherigen Abschnittes,



#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen



**Abbildung 4.12.:** Analog zu Abbildung 4.9 das Hovmöller-Diagramm für das Gebiet des ostasiatischen Sommermonsuns (nach Abschnitt 1.5.3).

wonach CCLM die Kopplung der vorherrschenden Monsunsysteme hinreichend erfasst. Wie von Nitta (1987) beschrieben, ist im Modell eine hohe konvektive Aktivität über dem Südchinesischen Meer und den Philippinen (Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik) mit geringen Niederschlägen über Südchina assoziiert. Konkret führt dabei ein verringerter Feuchtetransport nach Norden zu geringeren Niederschlägen innerhalb der Meiyu-Front (siehe Abschnitt 1.5.3). Die betreffende Region wird in Abbildung 4.12 genauer betrachtet. Wie man an der Darstellung erkennen kann, beschränkt sich die Unterschätzung primär auf die Niederschläge innerhalb der Meiyu-Front. Der Bias ist statistisch signifikant und erreicht Werte von bis zu  $-3$  mm/d. Somit zeigen auch die Niederschläge des ostasiatischen Sommermonsuns das Bild einer Überschätzung der Monsunintensität über dem westlichen Nordpazifik. Darüber hinaus zeigt sich über Japan und Südkorea eine statistisch signifikante Unterschätzung des Niederschlags von Ende Juli bis Ende September. Eine mögliche Erklärung für dieses Verhalten könnte die ungenaue Abbildung der in dieser Zeit dominierenden Monsun-Depressionen (bis hin zu mesoskaligen konvektiven Systemen oder tropischen Wirbelstürmen) sein, wie sie auch in anderen Modellen beobachtet wird (Park et al., 2008). Aufgrund der groben Auflösung des Modells werden dabei die subskaligen Effekte nur unzureichend durch die Parametrisierungen erfasst. Die Unterschätzung des Niederschlags von Mitte Oktober bis Dezember steht vermutlich mit der Unterschätzung der Intensität des Wintermonsuns infolge des verringerten Luftdruckgradienten zwischen dem asiatischen Kontinent und den benachbarten Meeren im Zusammenhang (siehe Abschnitt 4.2.3).

Das statistische Modell STARS zeigt ein ähnliches Verhalten für die philippinisch-ostasiatische Monsunregion (Abbildung 4.11) wie über der südostasiatischen Monsunregion. Das klimatische Bewegungsmuster der Niederschläge zeigt vor allem zu Beginn des Sommermonsuns (ab Mitte Mai) eine deutliche Verschiebung zum Sommer. Der beobachtete negative Bias ist jedoch teilweise unterhalb der Signifikanzschwelle (5%). Darüber hinaus führt die statistisch signifikante Überschätzung der Niederschläge um  $30^\circ$  N im August und September sowie südlich von  $15^\circ$  N im Oktober und November zu einem verzögerten Rückgang der Monsunniederschläge (siehe



Abschnitt 1.5.3). Der Bias erreicht dabei Werte von bis zu 2 mm/d. Die Unterschätzung des Niederschlags von Anfang Juli bis Anfang September um 15° N ist auch im Antriebsdatensatz ERA-Interim zu beobachten und daher vermutlich von diesem aufgeprägt.

Wie man an Abbildung 4.12 erkennen kann, zeigt das statistische Modell STARS eine deutliche und statistisch signifikante Unterschätzung der Niederschläge innerhalb der Meiyu-Front im Mai und Juni. Die kurze Trockenzeit im Juni wird hingegen leicht überschätzt. Im Unterschied zu den Beobachtungen und den Simulationen des CCLM stehen die geringeren Niederschläge innerhalb der Meiyu-Front nicht im Zusammenhang mit der Unterschätzung der Intensität des ostasiatischen Sommermonsun. Sie sind auf die Datumstoleranz beim Blockaustausch des Modells zurückzuführen. Hierbei handelt es sich um einen Extremfall der Deformation des Jahresgangs infolge der zeitlichen und räumlichen Begrenzung des Meiyu-Baiu Regenbandes. Die geringe aber statistisch signifikante Unterschätzung des Niederschlags von August bis September nördlich von 30° N resultiert aus dem Antrieb ERA-Interim.

Zusammenfassend zeigt CCLM auch über der philippinisch-ostasiatischen Monsunregion das Bild einer Überschätzung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik. Die intensivere Monsunzirkulation führt insbesondere zur Unterschätzung der Niederschläge innerhalb des Meiyu-Baiu Regenbandes. Trotz der deutlichen Abweichungen entspricht die sich ergebende räumliche Verteilung des Bias den Beobachtungen für Jahre mit starkem Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik. Daher scheint die dynamische Entwicklung der Monsunzirkulation und deren Wirkung auf die benachbarten Gebiete vom Modell korrekt erfasst zu sein. Das statistische Modell STARS zeigt nur geringe Auffälligkeiten bei der Modellierung der Niederschlagsmenge über der untersuchten Region. Aufgrund der Konzeption des Modells (Datumstoleranz beim Blockaustausch) ergibt sich jedoch eine Verschiebung und Deformation der saisonalen Entwicklung des Niederschlags. Dies zeigt sich besonders deutlich bei kleinräumigen Phänomenen mit kurzer Andauer wie dem Meiyu-Baiu Regenband. Sowohl die Niederschläge innerhalb des Regenbandes (negativer Bias) als auch in der nachfolgenden kurzen Trockenzeit (positiver Bias) zeigen eine Abschwächung.

## 4.5. Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden das dynamische Regionalmodell CCLM und das statistische Modell STARS für die Region CORDEX-Ostasien abschließend evaluiert. Aufgrund der unterschiedlichen Ansätze beider Modelle musste die Simulation und Evaluierung derart konstruiert werden, dass eine Vergleichbarkeit der Ergebnisse innerhalb des vom CORDEX aufgestellten Rahmens möglich war. Die sich hieraus ergebenden Einschränkungen bedeuten unter anderem Simulationen abseits der optimalen Einstellungsmöglichkeiten beider Modelle. So zeigte sich beispielsweise im vorherigen Kapitel eine deutliche Verbesserung der Simulationen von STARS durch Nutzung eines anderen Antriebs (WATCH-FD). Darüber hinaus sind durch den gewählten Evaluierungszeitraum nur begrenzte Aussagen zur zeitlichen Stabilität der Ergebnisse möglich, da beispielsweise der Niederschlag eine hohe zeitliche Variabilität aufweist. Nur durch die vorgenommenen Einschränkungen ist jedoch ein einheitlicher Vergleich möglich. Zudem zeigte die Berücksichtigung der statistischen Signifikanz, dass trotz des kurzen Evaluierungszeitraums über weite Teile der Region statistisch signifikante Aussagen möglich sind.

Die räumliche Verteilung der Abweichungen der Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks zeigte keine deutlichen Qualitätsunterschiede zwischen den Simulationen der beiden Regionalmodelle. Sowohl CCLM als auch STARS zeigen über einem Großteil der Region einen geringen aber statistisch signifikanten Bias für die untersuchten Variablen. Insbesondere

#### 4. Evaluierung der Modellrechnungen

für die Temperatur und den Niederschlag zeigen sich räumliche und zeitliche Unterschiede in der spezifischen Ausprägung des Bias zwischen den Regionalmodellen. Ähnlichkeiten zeigen CCLM und STARS bei den Abweichungen des Luftdrucks und dem Niederschlagsbias ganzjährig an der Orographie und im Sommer über den Monsungebieten. Unterschiede existieren vor allem im Norden CORDEX-Ostasiens. Der geringe Bias des Antriebs (ERA-Interim) wird von keinem der beiden Modelle erreicht.

Die saisonale Entwicklung offenbarte für das dynamische Modell CCLM das Muster einer Unterschätzung der Intensität des indischen Sommermonsuns und einer Überschätzung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik. Diese Hypothese konnte im Rahmen einer detaillierteren Untersuchung anhand von Monsunindizes sowie der räumlichen und zeitlichen Entwicklung der Niederschläge bestätigt werden. Da ein Schlüsselement für die spezifische Ausprägung des Monsuns die Oberflächentemperatur des Meeres ist (R. Huang und Y. Wu, 1989; R. Wu und B. Wang, 2000; B. Wang et al., 2001), könnte die Verwendung eines dynamisch gekoppelten regionalen Ozeanmodells hier zu einer Verbesserung der Simulationen führen. Darüber hinaus haben Untersuchungen gezeigt, dass eine Anpassung der Parametrisierung der subskaligen Konvektion zu einer besseren Simulation des ostasiatischen Sommermonsuns führen kann (Zou und Zhou, 2013). Das statistische Modell STARS zeigte eine systematische Verzerrung der zeitlichen und räumlichen Entwicklung der Niederschläge über den Monsungebieten. Als Ursache für dieses Verhalten konnte die Datumstoleranz beim Austausch eines Blockes identifiziert werden. Die Verzerrung tritt dabei insbesondere in Regionen mit einem raschen Übergang zwischen klimatisch deutlich unterschiedlichen Jahreszeiten auf. Eine Möglichkeit zur Vermeidung dieses Modellverhaltens wäre die Verringerung der Datumstoleranz. Dies führt jedoch zu einer Verringerung der kombinatorischen Möglichkeiten beim Austausch eines Blocks und wirkt sich damit negativ auf die Konvergenz des Algorithmus aus. Zudem konnte im vorherigen Kapitel gezeigt werden, dass hieraus eine Verschlechterung der Simulationsgüte resultiert. Als mögliche Lösung bietet sich daher eher ein probabilistischer Ansatz für das Kriterium der Datumstoleranz an.

Im Sinne dieser Evaluierung sind CCLM und STARS fähig, die klimatischen Bedingungen über der Region CORDEX-Ostasiens hinreichend genau zu reproduzieren. Insbesondere für das statistische Modell STARS konnte gezeigt werden, dass eine Anwendung auf kontinentaler Ebene möglich ist. Der Bias beider Regionalmodelle liegt leicht oberhalb der Ergebnisse der antreibenden Reanalyse ERA-Interim. Aufgrund des pragmatisch gewählten Rahmens der Evaluierung konnte insbesondere das statistische Modell STARS nicht unter optimalen Bedingungen (langer Trainings- und Simulationszeitraum, WATCH-FD) betrieben werden, unter denen für das Modell durchaus bessere Ergebnisse möglich sind. Allerdings würde dieses Vorgehen den Vergleich verzerren. Aufgrund der identifizierten Schwächen des statistischen Modells STARS in Bezug auf die zeitliche Entwicklung der Monsunniederschläge und der im vorherigen Kapitel beschriebenen systematischen Verzerrung des Änderungssignals der abhängigen Variablen, eignet sich das Modell nur bedingt für Projektionsrechnungen innerhalb der Region. Die ermittelten Schwächen und Stärken von CCLM und STARS bilden im Folgenden die Grundlage für die Interpretation der Projektionsrechnungen.

## 5. Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien

In den vorherigen Kapiteln wurden die beiden Regionalmodelle CCLM und STARS kalibriert und im Rahmen eines Modellvergleichs deren Stärken und Schwächen identifiziert. Im Folgenden sollen auf Basis der gewonnenen Erkenntnisse Projektionen erstellt werden, um einen Eindruck von der möglichen zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien zu erhalten. Aufgrund seines großen Einflusses auf die sozioökonomische Entwicklung der Region steht dabei die mögliche Änderung des Niederschlags im Vordergrund.

In Bezug auf die zukünftige Entwicklung des Klimas über Ostasien stellen die Projektionen von CCLM und STARS nur eine kleine Menge von möglichen Entwicklungspfaden dar. Um eine möglichst große Anzahl der verschiedenen potentiellen Entwicklungspfade zu erhalten, soll im Rahmen des CORDEX ein Multi-Modell-Ensemble gebildet werden. Ein wesentliches Ziel ist es, durch einen relativen Vergleich der simulierten Entwicklungen, Aussagen zur Robustheit<sup>1</sup> der einzelnen Pfade zu erhalten (Giorgi et al., 2009). In diesem Sinne soll durch einen Vergleich von CCLM und STARS sowie dem Globalmodell MPI-ESM-LR im Rahmen dieses Kapitels ein erster Eindruck von der Robustheit der simulierten Änderungssignale gewonnen werden. Im Verlauf der Untersuchungen ergab sich eine wesentliche Einschränkung des statistischen Modells STARS in Bezug auf den Simulationszeitraum und die verwendete Regressionsvorgabe. Dies schränkt die Anwendbarkeit des Modells innerhalb der Rahmenvorgabe des CORDEX ein, womit eine Einbettung der Simulationen in das Multi-Modell-Ensemble nur bedingt möglich ist.

Neben der Abschätzung der Robustheit der Änderungssignale ergeben sich im Hinblick auf die zukünftige Entwicklung des Klimas in Ostasiens eine Reihe von wichtigen Fragestellungen, welche im Rahmen dieses Kapitels behandelt werden sollen. Diese betreffen unter anderem die räumliche Verteilung des Temperaturänderungssignals, die möglichen Änderungen in den Monsunsystemen und eine damit assoziierte Änderung in der regionalen Niederschlagsverteilung sowie der Intensität von Niederschlagsereignissen. Aufgrund der Einschränkung des statistischen Modells konnte ein Teil dieser Fragestellungen nur anhand des dynamischen Regionalmodells CCLM untersucht werden.

### 5.1. Aufbau der Simulation

Um eine sinnvolle Gegenüberstellung der Projektionen zu ermöglichen, muss der Simulationsaufbau der beiden Regionalmodelle in einem einheitlichen Rahmen (analog zur Evaluierung im vorherigen Kapitel) eingebettet werden. Für die Entwicklung dieses Rahmens wurden im vorherigen Kapitel wesentliche Vorbereitungen getroffen. Dies betrifft insbesondere die simu-

---

<sup>1</sup>Die Robustheit beschreibt hier die Ähnlichkeit eines Klimaänderungssignals über verschiedene Modelle oder Modellierungsansätze und Entwicklungspfade.

Modell	historisch	RCP 2.6	RCP 4.5	RCP 8.5
STARS	1996–2012	2013–2046	2013–2046	-
CCLM	1949–2005	2006–2100	2006–2100	2006–2100

**Tabelle 5.1.:** Simulationszeiträume der Simulationen von STARS und CCLM für die verschiedenen Szenarien.

lierte Region sowie die räumliche und zeitliche Auflösung des Vergleiches. Dieser Rahmen soll im Folgenden auf die durchzuführenden Projektionsrechnungen erweitert werden.

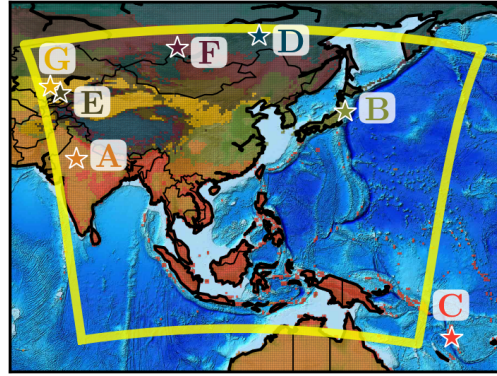
Ein fundamentaler Unterschied zwischen den beiden Regionalmodellen besteht in der Art der Implementierung eines zukünftigen Entwicklungsszenarios. Das dynamische Modell CCLM erlaubt die explizite Berücksichtigung einer zeitlich variablen atmosphärischen Treibhausgaskonzentration innerhalb der Strahlungsparametrisierung. Die Implementierung eines Entwicklungsszenarios erfolgt daher durch die Vorgabe eines Emissionsszenarios der Treibhausgase<sup>2</sup>. In Abschnitt 3.2.3 wurde bereits gezeigt, dass der verwendete Antrieb einen Einfluss auf die dynamische Entwicklung des Regionalmodells CCLM hat. Um Inkonsistenzen zu vermeiden, wird daher ein Antrieb mit jeweils gleichem Emissionsszenario gewählt. Im Rahmen dieser Arbeit wurden mit CCLM Projektionen mit den Emissionsszenarien RCP 2.6, RCP 4.5 und RCP 8.5 durchgeführt (Representative Concentration Pathway, RCP) (Moss et al., 2010; Meinshausen et al., 2011). Aufgrund seiner Verfügbarkeit wird das dynamische Erdsystemmodell MPI-ESM-LR (Realisierung: r11p1) mit den gleichen Emissionsszenarien als Antrieb gewählt. Eine Evaluierung der MPI-ESM-LR angetriebenen CCLM Rechnungen findet sich in Abschnitt A.4. In Übereinstimmung mit Abschnitt 3.2.3 unterscheiden sich die Ergebnisse nur geringfügig vom Evaluierungsergebnis der ERA-Interim angetriebenen Simulationen des vorherigen Kapitels.

Zur Quantifizierung der Änderungssignale werden historische Simulationen für den Zeitraum von 1949 bis 2005 unter Vorgabe der beobachteten Treibhausgaskonzentrationen mit dem Erdsystemmodell MPI-ESM-LR als Antrieb erstellt (siehe Abschnitt A.4). Die Projektionen setzen auf diesen Rechnungen auf und umfassen den Zeitraum von 2006 bis 2100. Tabelle 5.1 fasst die Simulationszeiträume für die einzelnen Szenarien zusammen. Aufgrund der begrenzten Rechenzeit kann mit CCLM nur eine Simulation pro Emissionsszenario durchgeführt werden. Die Parametereinstellungen des Modells entsprechen den in Abschnitt 3.2 ermittelten optimalen Werten. Analog zum vorherigen Kapitel wurden die Ergebnisse der Simulationen zum Vergleich auf das reguläre 0.5°-Gitter bilinear interpoliert und die Felder gegebenenfalls höhenkorrigiert.

Für das statistische Modell STARS wurde die ERA-Interim Reanalyse als Antrieb gewählt, da diese es erlaubt Änderungssignale über Land- und Meeressgitterpunkte zu untersuchen. Darüber hinaus erfüllt der Datensatz die Qualitätsanforderungen des STARS gegenüber den anderen Reanalysen am besten (siehe Abschnitt 3.1.1). Die Implementierung eines zukünftigen Entwicklungsszenarios geschieht bei STARS über die Regressionsvorgabe. Diese kann durch einen Aufpunkt und einen linearen Trend repräsentiert werden. Um eine Analogie zu den Projektionen des dynamischen Regionalmodells CCLM in Bezug auf das Entwicklungsszenario herzustellen, wird der Trend aus den Projektionsrechnungen des Erdsystemmodells MPI-ESM-LR entnommen. Der Aufpunkt wird anhand des Antriebs ERA-Interim ermittelt.

<sup>2</sup>Die Entwicklungsszenarien sind nur durch eine zeitabhängige Treibhausgaskonzentration charakterisiert. Erweiterte Entwicklungsszenarien wie beispielsweise Landnutzungsänderungen oder topographische Veränderungen werden im Rahmen dieser Arbeit nicht betrachtet.

Referenzstation	$\bar{y}_1^*$	$\bar{y}_{N_y}^*$	
		RCP 2.6	RCP 4.5
A	26.1	26.3	26.9
B	13.1	13.0	13.6
C	25.8	25.8	26.2
D	-4.7	-4.3	-3.9
E	6.6	6.5	7.2
F	0.8	0.9	1.4
G	12.5	12.4	13.1



**Tabelle 5.2.:** Die Regressionsvorgaben der 2 m-Temperatur für die Simulationen des statistischen Modells STARS (links) sowie die Position der Referenzstationen und die Clusterzerlegung der Region (rechts). Die Position der Referenzgitterzellen und die Clusterzerlegung entspricht der Konfiguration aus Tabelle 4.2. Die Regressionsvorgabe bezieht sich auf den Simulationszeitraum von 2013 bis 2046.

Für jedes Emissionsszenario wird der Trend der 2 m-Temperatur an jedem Gitterpunkt des MPI-ESM-LR bestimmt<sup>3</sup>. Anschließend erfolgt eine bilineare Interpolation des Feldes der Anstiege auf das 0.5°-Gitter. Der Aufpunkt der Regressionsvorgabe wird auf analoge Weise anhand einer linearen Regression des Antriebs ERA-Interim ermittelt<sup>4</sup>. Anschließend werden der Aufpunkt (ERA-Interim) und der Trend (MPI-ESM-LR) zur vollständigen Regressionsvorgabe verbunden und die Werte an den jeweiligen Referenzstationen von STARS abgelesen. Tabelle 5.2 fasst die Vorgaben für die einzelnen Referenzstationen zusammen. Die Positionen der Referenzstationen entsprechen den Werten aus dem vorherigen Kapitel.

Im Verlauf der durchgeführten Projektionsrechnungen zeigten sich zwei wesentliche Begrenzungen des statistischen Modells STARS. Die erste Begrenzung betrifft die Länge des Simulationszeitraums. Aufgrund des relativ kurzen Beobachtungszeitraums der ERA-Interim Reanalyse (1979 bis 2012) konnten nur Projektionsrechnungen von 2013 bis 2046 durchgeführt werden. Eine Erweiterung des Zeitraums ist zwar technisch möglich, führt jedoch zu einer unrealistischen Absenkung der Variabilität infolge der Mehrfachziehung von einzelnen Jahren oder Blöcken. Die zweite Begrenzung betrifft die Stärke des Anstiegs der Regressionsvorgabe. Es zeigte sich, dass die Simulationen von STARS unter der Vorgabe des RCP 8.5 Szenarios von MPI-ESM-LR nicht konvergierten. Aufgrund der Stärke und der Verschiedenheit der Regressionsvorgaben der einzelnen Referenzgitterzellen ist es dem Modell unmöglich eine Neuordnung zu ermitteln, welche die Regressionsvorgabe für alle Referenzgitterzellen erfüllt. Daher wurden nur Simulationen für die beiden Emissionsszenarien RCP 2.6 und RCP 4.5 durchgeführt (siehe Tabelle 5.1). Jedes gerechnete Szenario von STARS umfasst dabei 100 Simulationen. Durch die Wahl eines anderen Antriebs konnten beide Begrenzungen nicht aufgelöst werden. So erlaubt zwar der WATCH-FD Datensatz (1958-2001) die Simulation eines längeren Zeitraums, da die Trainings- und Simulationsperiode jedoch zeitlich benachbart sein sollten (siehe Abschnitt 1.4.4), kann durch WATCH-FD nur ein Zeitraum von 2002 bis 2045 simuliert werden. Da die Trainingsperiode bereits im Jahr 2001 endet, treten zudem die gleichen Konvergenzprobleme für das RCP 8.5 Szenario auf. Aufgrund der Ergebnisse von Abschnitt 3.1.1 und 3.1.5 wurden die Reanalysen ERA-40, NCEP/NCAR und NCEP/DOE für die Projektionen nicht

<sup>3</sup>Es wird für jeden Gitterpunkt des Erdsystemmodells eine Regressionsgerade über den gesamten Projektionszeitraum von 2006 bis 2100 ermittelt.

<sup>4</sup>Die Regressionsgerade des Antriebs bezieht sich auf den Zeitraum von 1979 bis 2012

in Betracht gezogen.

Die Untersuchung der Projektionsrechnungen wird für drei verschiedene Zeiträume durchgeführt. Konkret werden folgende Zeiträume untersucht:

naher Projektionszeitraum:	2020–2046
mittlerer Projektionszeitraum:	2041–2070
später Projektionszeitraum:	2071–2100

Dabei konnte eine Gegenüberstellung der Rechnungen von CCLM und STARS nur für den nahen Projektionszeitraum geschehen. Die Untersuchung des mittleren und späten Projektionszeitraums erfolgt nur anhand der Simulationen von CCLM und MPI-ESM-LR.

## 5.2. Klimatische Entwicklung CORDEX-Ostasiens für den nahen Projektionszeitraum

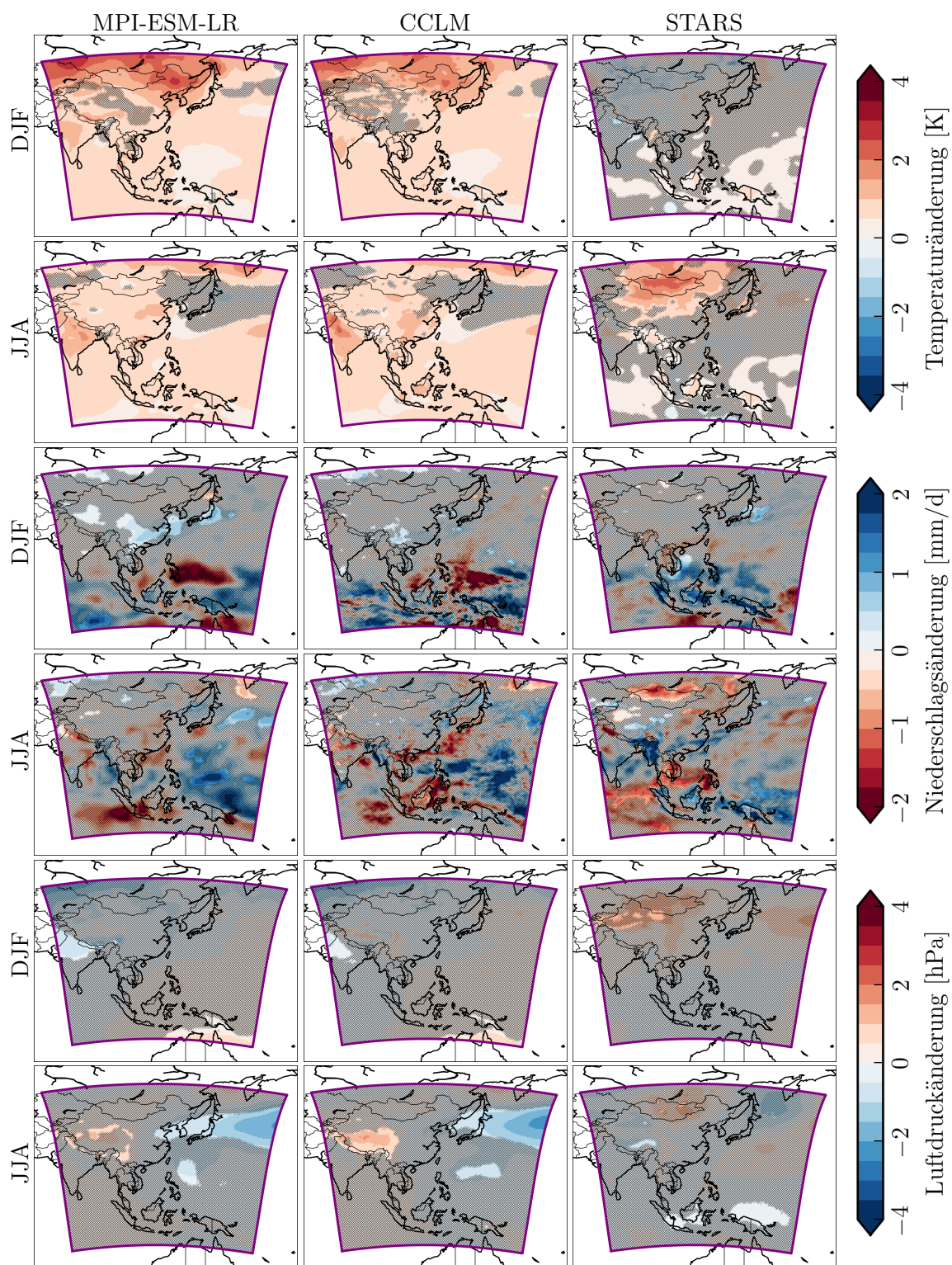
Im Folgenden sollen die Projektionen von CCLM und STARS für den nahen Projektionszeitraum von 2020 bis 2046 betrachtet werden. Konkret werden die Änderungssignale der 2-m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meereshöhe für den Winter und den Sommer untersucht. Als Referenzperiode zur Bestimmung der Änderungen wurde der Zeitraum von 1996 bis 2012 gewählt. Der relativ kurze Referenzzeitraum resultiert aus den Beschränkungen des statistischen Modells STARS, da mittels der ERA-Interim Reanalyse als Antrieb nur ein kurzer historischer Zeitraum simuliert werden konnte (siehe Tabelle 5.1). Diese Wahl schränkt die statistische Signifikanz und Robustheit der Ergebnisse ein. Wie im vorherigen Abschnitt erläutert, beschränkt sich die Analyse auf die Emissionsszenarien RCP 2.6 und RCP 4.5. Da die Projektionsrechnungen des CCLM bereits im Jahr 2006 beginnen (siehe Tabelle 5.1), wurden die Rechnungen des jeweiligen Emissionsszenarios für den Zeitraum von 2006 bis 2012 für die Bildung des Referenzzeitraums verwendet. Somit ergeben sich die Referenzwerte des CCLM aus einer Kombination der historischen Rechnungen mit den jeweiligen Projektionsrechnungen. Gleiches gilt für den Antrieb MPI-ESM-LR.

Die Abbildungen 5.1 und 5.2 zeigen für das RCP 2.6 und RCP 4.5 Emissionsszenario die räumlichen Verteilungen der Änderungen der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks für die beiden Regionalmodelle und das Erdsystemmodell MPI-ESM-LR. Verglichen mit dem Bias der beiden Regionalmodelle (siehe Abschnitt 4.2) ergeben sich nur geringe Änderungen für alle drei Variablen. Insbesondere für den Niederschlag und den Luftdruck zeigen sich nur wenige Regionen mit statistisch signifikanten Änderungssignalen. Dies resultiert sowohl aus der zeitlichen Nähe des Projektionszeitraums zum Referenzzeitraum, als auch dem relativ kurzen Referenzzeitraum. Für den mittleren und späten Projektionszeitraum sowie das RCP 8.5 Emissionsszenario sind jedoch stärkere Änderungssignale zu erwarten.

Für die bodennahe Lufttemperatur ergibt sich für alle Modelle, Emissionsszenarien und Jahreszeiten ein genereller Anstieg zwischen 0.5 K und 3.0 K. Über weite Teile der Region ist der Anstieg statistisch signifikant. Alle Modelle zeigen eine geringere Erwärmung über dem Meer als über dem Kontinent. Dies ist auf die höhere effektive Wärmekapazität des Wassers zurückzuführen. Wie man anhand von Tabelle 5.3 erkennen kann, sind die Änderungen in den Winter- und Sommermonaten in der Regel größer als im Frühling und Herbst. Im Gebietsmittel zeigt das statistische Modelle STARS, mit Werten zwischen 0.07 K und 0.44 K die geringste Erwärmung.

Analog zu den Beobachtungen in Abschnitt 3.2.3 zeigt sich eine große Ähnlichkeit zwischen CCLM und MPI-ESM-LR in der räumlichen Verteilung und Ausprägung des Änderungssignals





**Abbildung 5.1.:** Mittlere Änderungen der 2-m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meeresniveau für die Regionalmodelle CCLM und STARS sowie das Globalmodell MPI-ESM-LR für den Sommer (JJA) und Winter (DJF). Die Änderungen beziehen sich auf den nahen Projektionszeitraum von 2020 bis 2046 relativ zur Referenzperiode 1996 bis 2012 unter dem Emissionsszenario RCP2.6. Um die Interpretation und den Vergleich zu erleichtern, wurden für die Darstellung Intervallgrenzen gewählt, welche unterhalb der jeweiligen Maxima und Minima der einzelnen Felder liegen. Die schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Änderung bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist und demnach als statistisch nicht signifikant eingestuft wird. Als statistisches Prüfverfahren wurde die Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.



5. Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien

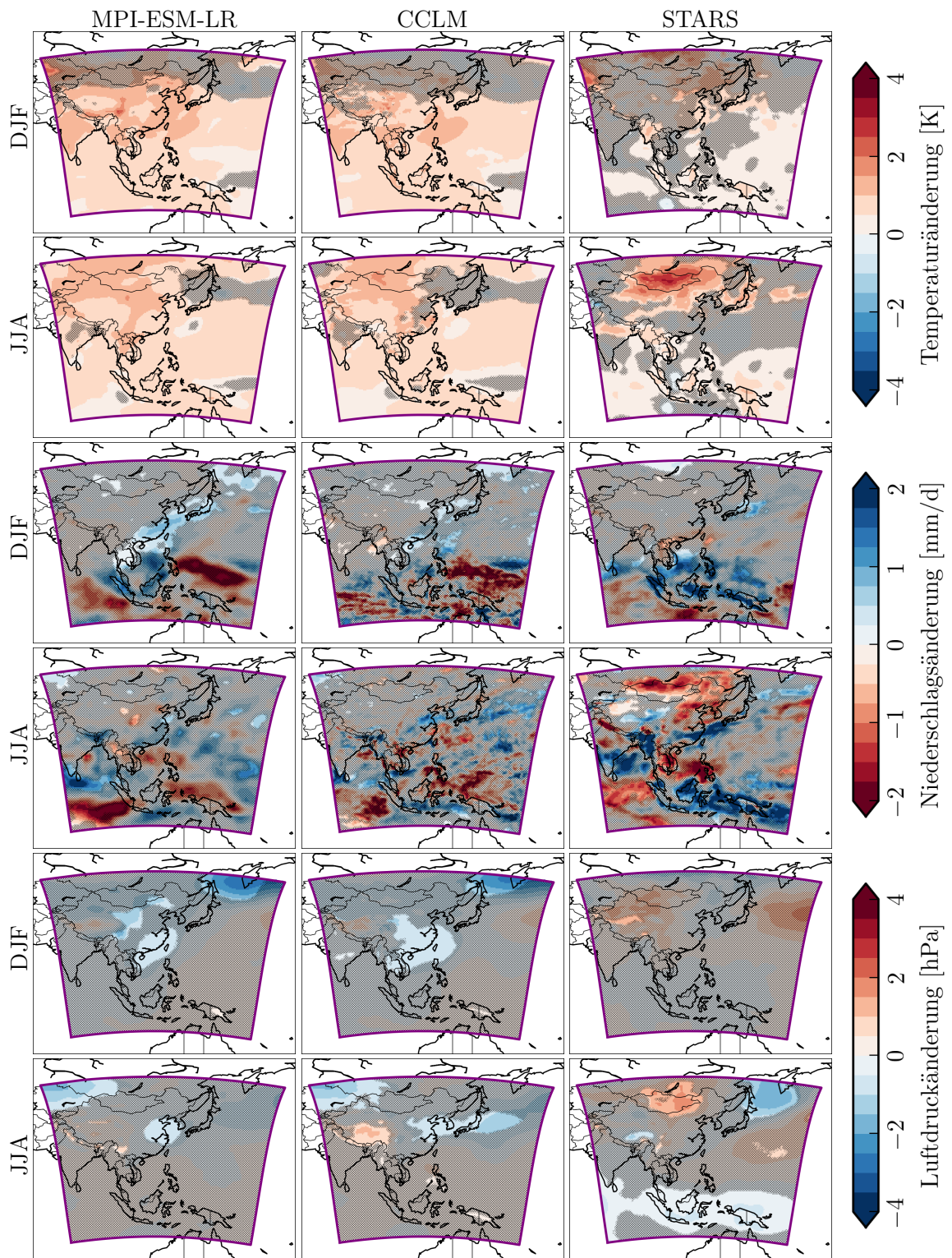


Abbildung 5.2.: Analog zu Abbildung 5.1 für das Emissionsszenario RCP 4.5.

der 2 m-Temperatur. Aufgrund der höheren Auflösung des Regionalmodells ergibt sich jedoch eine detailliertere räumliche Struktur. Dies zeigt sich insbesondere für die Wintermonate, wie man im nördlichen Teil der CORDEX-Ostasiens für das RCP 2.6 Szenario oder am westlichen Rand des Hochlands von Tibet für das RCP 4.5 Szenario sehen kann. Generell ist die Ähnlichkeit der beiden Modelle im kontinental geprägten Norden geringer als im maritimen Süden, was auf die Übergabe der Oberflächentemperatur des Meeres vom Antrieb zurückgeführt werden kann. Zwischen den beiden Emissionsszenarien RCP 2.6 und RCP 4.5 zeigen sowohl CCLM als auch MPI-ESM-LR Unterschiede in den simulierten Änderungen insbesondere im Norden der Region (Winter) und über Indien (Sommer). So ergibt sich beispielsweise im Winter eine stärkere Erwärmung unter dem RCP 2.6 Emissionsszenario (0.90 K und 0.84 K) als unter dem RCP 4.5 Emissionsszenario (0.70 K und 0.64 K). Ein Grund hierfür liegt im kurzen Referenz- und Simulationszeitraum, wodurch beispielsweise die dekadische Variabilität nur unzureichend erfasst wird. Trotz der statistischen Signifikanz der einzelnen Rechnungen sind die Änderungssignale in diesen Regionen daher als unsicher anzusehen. Verglichen mit den Projektionen von Lee et al. (2014), welche Simulationen über einen ähnlichen Zeitraum unter dem Emissionsszenario RCP 4.5 durchgeführt haben, fällt die simulierte Erwärmung von CCLM geringer aus.

Im Vergleich zu CCLM und MPI-ESM-LR ergeben sich für STARS nur geringe Unterschiede in der räumlichen Verteilung der Änderungssignale zwischen den beiden Emissionsszenarien. Wie erwartet zeigt das Emissionsszenario RCP 4.5, aufgrund der größeren Regressionsvorgabe (siehe Tabelle 5.2), eine leicht stärkere Erwärmung als das RCP 2.6 Szenario. Anhand der Abbildungen 5.1 und 5.2 ergeben sich deutliche Unterschiede zwischen dem statistischen Modell und den beiden dynamischen Modellen in der räumlichen und saisonalen Verteilung der Erwärmung über dem Kontinent. So finden sich beispielsweise im Winter für beide Emissionsszenarien nur geringe und statistisch nicht signifikante Änderungssignale in den Simulationen von STARS, während die beiden dynamischen Modelle über weite Bereiche deutliche und statistisch signifikante Änderungen zeigen (im Gebietsmittel zwischen 0.6 K und 0.9 K). Über den Wasserflächen ergeben sich geringere Unterschiede, wobei STARS ebenfalls schwächere Änderungssignale zeigt, welche insbesondere im Norden unterhalb der Signifikanzschwelle liegen. Eine deutliche Auffälligkeit stellt die Erwärmung im Sommer über der Mongolei dar. Diese erreicht großflächig Werte von über 2 K. Ein analoges Signal kann bei den Simulationen von CCLM und MPI-ESM-LR nicht beobachtet werden. Da diese Region in der Evaluierung des Modells (siehe Kapitel 3) keinerlei Auffälligkeiten zeigte, könnte dieses Änderungssignal auf eine Beeinflussung des Modellverhaltens durch die Wahl der Referenzgitterpunkte hinweisen, da die betreffenden Gitterpunkte (D, E, F) außerhalb der Region liegen. Somit zeigt sich hier ein Nachteil des Modells aufgrund der Ausdehnung CORDEX-Ostasiens. Dabei kann die räumliche Variabilität der Temperaturänderung nur unzureichend durch 7 Referenzstationen (Regressionsvorgaben) abgebildet werden. Übereinstimmung zeigen alle Modelle bei der generellen Erwärmung der Wüstenregionen Taklamakan und Gobi im Sommer. Die Stärke des simulierten Temperaturanstiegs variiert jedoch deutlich.

Für die Änderung des Niederschlags lassen sich nur wenige statistisch signifikante Aussagen von allen drei Modellen ableiten. Insbesondere für das Emissionsszenario RCP 2.6 und die beiden dynamischen Modelle liegen die simulierten Änderungssignale über einem Großteil CORDEX-Ostasiens unterhalb der Signifikanzschwelle. Trotz der geringen Signifikanz zeigen die Änderungen eine große räumliche Variabilität mit Werten zwischen  $-5$  mm/d und  $+11$  mm/d (außerhalb der dargestellten Intervallgrenzen). Aufgrund der Mittelung über 100 Simulationen besitzen die Änderungssignale des statistischen Modells STARS eine geringere räumliche Variabilität. Sowohl für den Sommer als auch für den Winter zeigen sich die stärks-

5. Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien

		Modell: MPI-ESM-LR		CCLM		STARS	
Emissionsszenario:		RCP 2.6	RCP 4.5	RCP 2.6	RCP 4.5	RCP 2.6	RCP 4.5
Temperatur- änderung [K]	DJF	0.90	0.72	0.84	0.64	0.07	0.38
	MAM	0.73	0.62	0.66	0.53	0.08	0.16
	JJA	0.65	0.72	0.63	0.67	0.38	0.44
	SON	0.61	0.52	0.60	0.48	0.23	0.31
	Jahr	0.72	0.64	0.68	0.57	0.18	0.32
Niederschlags- änderung [mm/d]	DJF	0.06	0.00	0.06	0.01	0.10	0.12
	MAM	0.01	0.04	0.01	0.06	0.07	0.09
	JJA	0.06	0.07	0.03	0.05	-0.01	0.05
	SON	-0.02	0.04	0.02	0.06	-0.04	0.00
	Jahr	0.03	0.04	0.03	0.05	0.01	0.04
Luftdruckän- derung [hPa]	DJF	-0.16	-0.36	-0.09	-0.33	0.15	0.09
	MAM	-0.08	-0.04	0.14	0.01	-0.11	-0.18
	JJA	-0.17	-0.13	-0.16	-0.10	-0.10	-0.03
	SON	0.01	0.08	-0.01	0.15	-0.07	-0.13
	Jahr	-0.10	-0.11	-0.03	-0.06	-0.04	-0.07

**Tabelle 5.3.:** Gebietsmittel der Änderungen der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks über CORDEX-Ostasien für die beiden Regionalmodelle CCLM und STARS sowie das Erdsystemmodell MPI-ESM-LR für den nahen Projektionszeitraum von 2020 bis 2046. Als Referenz wurde der Zeitraum von 1996 bis 2012 gewählt. In die Mittelwertbildung gehen Gitterpunkte über dem Land und Meer sowie statistisch nicht signifikante Daten ein.

ten Änderungen bei allen Modellen in der südlichen Hälfte der Region. Mit dem jahreszeitlichen Vordringen des Monsuns im Sommer finden sich jedoch auch stärkere Änderungen nördlich von 20° N. Im Unterschied zur 2 m-Temperatur finden sich die größten Änderungen über den Wasserflächen. Dies deckt sich mit den Beobachtungen von Oh et al. (2014). Im Gebietsmittel ergibt sich für die meisten Modelle und Jahreszeiten eine leichte Erhöhung der Niederschläge um bis zu 0.12 mm/d (siehe Tabelle 5.3).

Zwischen CCLM und MPI-ESM-LR zeigt sich analog zur 2 m-Temperatur eine große Ähnlichkeit zwischen den simulierten Änderungssignalen. Aufgrund der höheren Auflösung des Regionalmodells ergibt sich wiederum eine detailliertere räumliche Struktur der Niederschlagsänderungen, da beispielsweise kleinräumige Hebungsprozesse und die Zugbahn von Niederschlagsgebieten durch CCLM genauer simuliert werden können (Gao et al., 2006). Dies zeigt sich insbesondere an orographischen Erhebungen oder den Küstenlinien. Trotz der starken Änderungssignale lassen sich keine statistisch signifikanten Aussagen zu der Entwicklung der Niederschläge des Sommermonsuns treffen. Es zeigt sich aber in beiden Modellen eine Tendenz zur Verringerung der Niederschläge über dem Maritimen Kontinent und der Bucht von Bengalen. Für das Monsungebiet über dem westlichen Nordpazifik und dem ostasiatischen Monsungebiet ergeben sich widersprüchliche Aussagen sowohl zwischen CCLM und MPI-ESM-LR als auch zwischen den Emissionsszenarien. Unterschiede ergeben sich zudem in der Niederschlagsentwicklung über dem äquatornahen Pazifik. Analog zur 2 m-Temperatur sind die Tendenzen in den genannten Regionen als unsicher anzusehen.

Verglichen mit den beiden dynamischen Modellen zeigt das statistische Modell STARS deutlich größere Bereiche mit statistisch signifikanten Änderungssignalen. Analog zur 2 m-Temperatur

ergibt sich für das Emissionsszenario RCP 4.5 eine Verstärkung der Änderungen des RCP 2.6 Szenarios aber keine Veränderung der räumlichen Verteilung der Signale. Für den Winter zeigen die Projektionen eine statistisch signifikante Zunahme der Niederschläge entlang eines schmalen Bandes von der Südspitze Indiens über die Malaiische Halbinsel bis Neuguinea. In den Regionen südlich dieses Bandes wird tendenziell eine Abnahme simuliert. Für den Großteil des Kontinentes zeigt STARS keine Veränderungen in den Winterniederschlägen. Im Unterschied zu CCLM und MPI-ESM-LR ergibt sich für das statistische Modell eine Zunahme der Sommerniederschläge über der Bucht von Bengalen und dem Maritimen Kontinent. Es zeigt sich zudem eine Zunahme der Niederschläge innerhalb des ostasiatischen Monsungebietes. Für das Südchinesische Meer und die Philippinen ergibt sich hingegen eine statistisch signifikante Abnahme der Niederschläge. Dies deutet auf eine Abnahme der Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik sowie eine Zunahme der Intensität des östlichen Astes der indischen Monsunzirkulation hin. Wie schon bei der 2-m-Temperatur zeigt sich eine Auffälligkeit in der Änderung der Sommerniederschläge über der Mongolei. Die deutliche Zunahme der Temperatur und die Verringerung des Niederschlags lässt sich mit einem vermehrten Absinken der Luft infolge der Intensivierung des ostasiatischen Sommermonsuns erklären. Im Gebietsmittel ergibt sich für den Sommer eine geringere Niederschlagszunahme von 0.05 mm/d gegenüber 0.12 mm/d im Winter.

Für den Luftdruck auf Meeresebene ergeben sich nur geringe und meist statistisch nicht signifikante Änderungen. Daher lassen sich keine klaren Aussagen über Änderungen in der großräumigen Zirkulation und insbesondere der Monsunzirkulation ableiten. Anhand von Tabelle 5.3 kann man erkennen, dass jahreszeit- und modellübergreifend eine Verringerung des Luftdrucks für beide Emissionsszenarien dominiert. Im Gebietsmittel werden Werte von bis zu  $-0.36$  hPa beobachtet.

Sowohl das dynamische Regionalmodell CCLM als auch das Antriebsmodell MPI-ESM-LR zeigen unterschiedliche Änderungen des Luftdrucks zwischen den Emissionsszenarien RCP 2.6 und RCP 4.5. So ergeben sich für das Szenario RCP 2.6 für beide Modelle keine statistisch signifikanten Änderungen im Winter, sowie eine Abnahme über dem nördlichen Pazifik im Sommer. Für das Emissionsszenario RCP 4.5 zeigt sich hingegen eine statistisch signifikante Abnahme des Luftdrucks im Nordosten im Winter sowie im Nordwesten und Osten Chinas im Sommer. Eine ähnliche Entwicklung bei beiden Emissionsszenarien zeigen CCLM und MPI-ESM-LR nur über dem Hochland von Tibet im Sommer, mit einer Zunahme von etwa 1 hPa. Dies deutet auf eine Abschwächung des Tiefs über dem Hochland und lässt daher auf eine Abnahme der Intensität der indischen Monsunzirkulation schließen.

Das statistische Modell STARS zeigt analog zu den dynamischen Modellen nur wenige Bereiche mit statistisch signifikanten Änderungssignalen des Luftdrucks. Deutliche Änderungen zeigen sich nur für das Emissionsszenario RCP 4.5 im Sommer. Dort wird eine leichte Abnahme im Süden CORDEX-Ostasiens und eine moderate Abnahme von etwa 1 hPa über dem Ochotskischen Meer sowie eine Zunahme über der Mongolei simuliert. Ersteres deutet auf eine erhöhte konvektive Aktivität hin. Dies äußert sich jedoch nicht in einer Erhöhung der Niederschläge über der Region. Letzteres bestätigt die oben gemachte Vermutung eines vermehrten Absinkens der Luftmassen über der Mongolei und steht im Einklang mit einer Verringerung der Niederschläge und einer Erhöhung der 2-m-Temperatur. Für den Winter zeigt STARS eine leichte Zunahme des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet. Im Gebietsmittel ergibt sich im Unterschied zu CCLM und MPI-ESM-LR eine leichte Zunahme des Luftdrucks von 0.15 hPa und 0.09 hPa (siehe Tabelle 5.3). Die Verringerung der Zunahme vom Emissionsszenario RCP 2.6 zum RCP 4.5 deutet jedoch an, dass es sich hierbei um kein robustes Änderungssignal handelt. Wie die Untersuchung gezeigt hat, lassen sich für den Nahzeitraum von 2020 bis 2046 nur we-

nige statistisch signifikante und robuste Aussagen aus den Projektionen ableiten. Dies gilt insbesondere für die regionalen Charakteristika der Änderungssignale. So ergaben sich beispielsweise unterschiedliche Aussagen zwischen den Modellen und den Emissionsszenarien für die Änderungen des Luftdrucks und der Temperatur über dem Norden CORDEX-Ostasiens oder für die Niederschlagsänderung innerhalb der Monsungebiete. Gründe für diese Unterschiede sind der kurze Referenz- und Simulationszeitraum sowie die relativ schwachen Emissionsszenarien. Für den späten Projektionszeitraum sowie das stärkere Emissionsszenario RCP 8.5 werden daher deutlichere Änderungssignale erwartet. Als übereinstimmendes Merkmal zeigen alle Modelle und Emissionsszenarien im Gebietsmittel eine Zunahme der 2 m-Temperatur und des Niederschlags. Wie erwartet zeigen beide Regionalmodelle gegenüber dem Globalmodell MPI-ESM-LR eine detailliertere räumliche Verteilung der Änderungssignale.

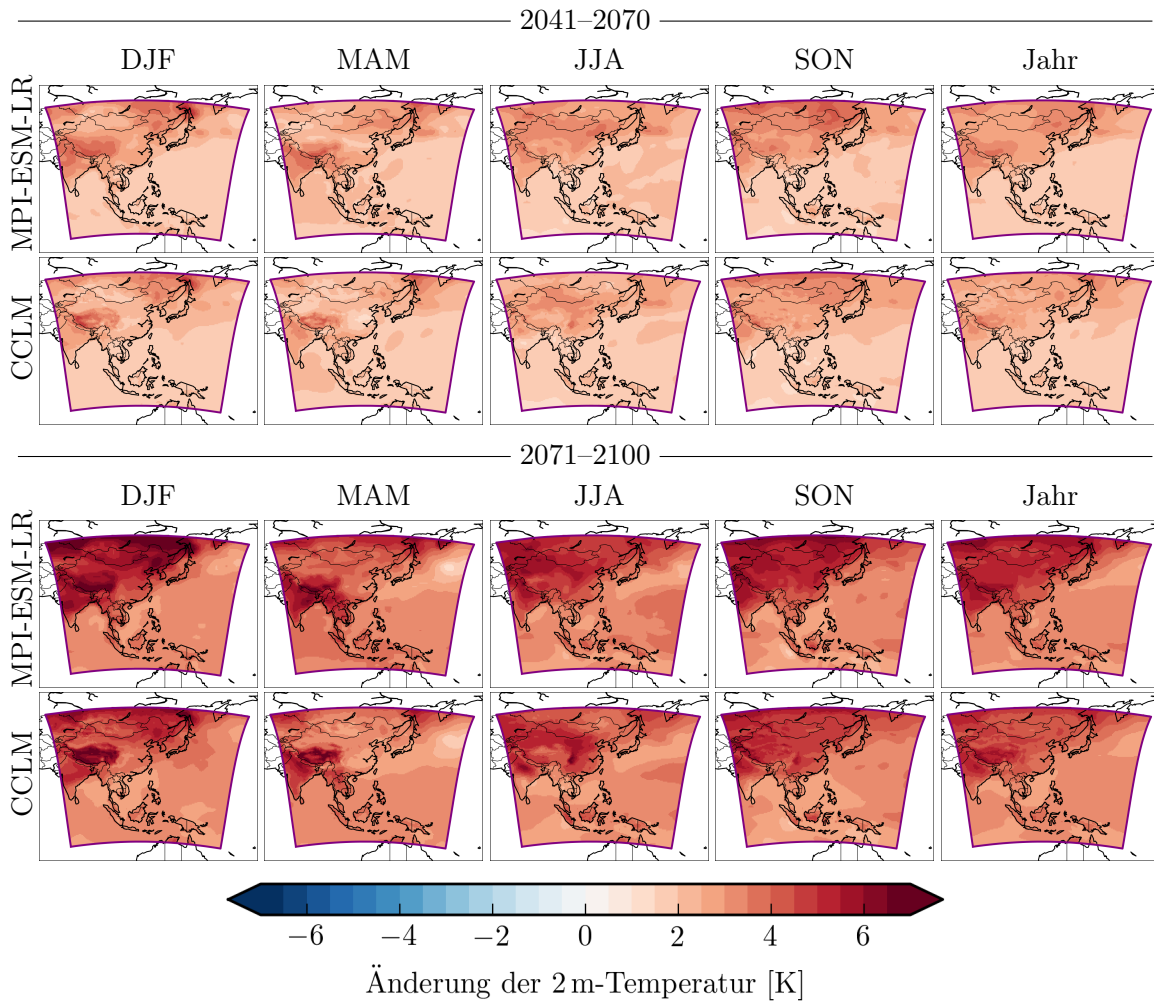
Die von STARS simulierten Änderungssignale des Niederschlags über dem ostasiatischen Monsungebiet, dem Monsungebiet über dem westlichen Nordpazifik und dem Maritimen Kontinent sowie die generellen Änderungssignale über der Mongolei unterscheiden sich von den Signalen der beiden dynamischen Modelle CCLM und MPI-ESM-LR. Die Änderungssignale können daher im Rahmen der hier durchgeführten Untersuchung nicht als robust angesehen werden. Beim statistischen Modell STARS kann die Änderung durch den Blockaustausch aufgeprägt worden sein und damit einem nicht-klimatischen Signal entsprechen (siehe Abschnitt 1.4.4).

### 5.3. Klimatische Entwicklung CORDEX-Ostasiens für den mittleren und späten Projektionszeitraum

Wie im vorherigen Abschnitt festgestellt wurde, sind für den Nahzeitraum von 2020 bis 2046 nur wenige statistisch signifikante und robuste Aussagen über die Änderungssignale möglich. Dies liegt primär an dem geringen Unterschied in der atmosphärischen Treibhausgaskonzentration zwischen dem Referenz- und dem Simulationszeitraum. Für einen weiteren Anstieg der Treibhausgaskonzentration ist jedoch davon auszugehen, dass sich deutliche Änderungen in den untersuchten Variablen einstellen (IPCC, 2007, 2013). Daher sollen die Projektionen im Folgenden für den mittleren und späten Projektionszeitraum betrachtet werden. Wie im Abschnitt 5.1 erläutert, konnten hierfür keine Simulationen mit STARS durchgeführt werden. Daher erfolgt die folgende Untersuchung nur anhand des dynamischen Regionalmodells CCLM sowie des Antriebs MPI-ESM-LR. Primär werden die Projektionen für das RCP 8.5 Szenario für den mittleren (2041–2070) und späten (2071–2100) Projektionszeitraum betrachtet. Als Referenzzeitraum werden die historischen Simulationen für den Zeitraum von 1971 bis 2000 (siehe Abschnitt 5.1) gewählt. Zum Vergleich werden auch die Projektionen für das RCP 2.6 und RCP 4.5 Emissionsszenario betrachtet. Die Untersuchung beschränkt sich auf die räumliche Verteilung der Änderungssignale der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks für die vier Jahreszeiten und das Jahresmittel.

#### 5.3.1. Räumliche Verteilung der Änderungen der Temperatur

Abbildung 5.3 zeigt die räumliche Verteilung der Änderungen der 2 m-Temperatur des Regionalmodells CCLM und des Antriebs MPI-ESM-LR für den mittleren (2041 bis 2070) und späten (2071 bis 2100) Projektionszeitraum unter dem Emissionsszenario RCP 8.5. Im Unterschied zum nahen Projektionszeitraum zeigen nun beide Modelle eine deutliche und statistisch signifikante Erwärmung über der gesamten Region. Für CCLM ergibt sich ein Temperaturanstieg zwischen 2.6 K und 6.3 K für den späten Projektionszeitraum (siehe Tabelle 5.4). Gene-



**Abbildung 5.3.:** Die räumlichen Änderungen der 2-m-Temperatur von CCLM und MPI-ESM-LR unter dem RCP 8.5 Emissionsszenario für die beiden Projektionszeiträume von 2041 bis 2070 und 2071 bis 2100 relativ zum Referenzzeitraum 1971 bis 2000. Die Änderungen sind für die vier Jahreszeiten DJF, MAM, JJA und SON und das Jahresmittel dargestellt. Die Abweichungen liegen für alle Gitterzellen oberhalb der statistischen Signifikanzschwelle (5%). Als statistisches Prüfverfahren wurde die Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.

rell erwärmt sich bei beiden Modellen die kontinentale Landmasse stärker als das Meer. Dies resultiert aus der höheren effektiven Wärmekapazität des Meeres gegenüber dem Land und stimmt mit den Erkenntnissen aus dem 4. und 5. Sachstandsbericht des IPCC (IPCC, 2007, 2013) überein.

Zwischen dem mittleren und späten Projektionszeitraum wird sowohl von CCLM als auch von MPI-ESM-LR ein deutlicher Temperaturanstieg simuliert. Für das Regionalmodell ergibt sich im Gebietsmittel eine Erwärmung von 2.2 K für den mittleren und 3.7 K für den späten Zeitraum im Jahresmittel. Die räumliche Verteilung des Änderungssignals weist für beide Zeiträume eine relative Ähnlichkeit auf.

Wie Abbildung 5.3 zeigt, variiert die Erwärmung über dem Kontinent saisonal. Für die Meeresflächen ergibt sich hingegen nur eine schwache saisonale Variabilität. Im Gebietsmittel sind hierdurch nur geringe Unterschiede zwischen den Jahreszeiten erkennbar. Der Winter weist



5. Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien

	Einheit:	RCP 2.6			RCP 4.5			RCP 8.5		
	K	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.
2041–2070	DJF	0.5	1.2	3.8	1.1	1.6	3.9	1.3	2.2	5.2
	MAM	0.1	1.0	3.2	0.5	1.4	3.6	1.3	2.1	4.7
	JJA	0.3	1.1	2.4	0.8	1.5	3.4	1.1	2.2	4.0
	SON	0.5	1.2	2.3	0.5	1.5	3.1	1.2	2.3	4.4
	Jahr	0.6	1.1	2.6	1.0	1.5	2.9	1.5	2.2	4.0
2071–2100	DJF	0.2	1.0	3.6	1.2	2.0	4.8	2.4	3.8	7.5
	MAM	0.0	0.9	3.7	1.0	1.8	5.1	1.6	3.5	7.5
	JJA	0.2	0.9	2.5	1.0	1.8	3.3	2.2	3.7	6.9
	SON	0.1	0.9	2.3	1.0	1.8	3.4	1.8	3.8	6.9
	Jahr	0.4	0.9	2.8	1.2	1.9	3.7	2.6	3.7	6.3

**Tabelle 5.4.:** Räumliche Minimal- (Min.), Mittel- und Maximalwerte (Max.) der Temperaturänderungen über alle Land- und Wassergitterpunkte für das Regionalmodell CCLM für die vier Jahreszeiten und das Jahresmittel. Die Werte beziehen sich auf die Differenz der jeweiligen Jahres- und Saisonmittel der beiden Projektionszeiträume (2041–2070 und 2071–2100) relativ zum Referenzzeitraum (1971–2000) und die Emissionsszenarien RCP 2.6, RCP 4.5 und RCP 8.5.

mit 3.8 K den größten und der Frühling mit 3.5 K den geringsten Anstieg auf. Der Temperaturanstieg im Sommer und Herbst liegt mit 3.7 K und 3.8 K auf ähnlichem Niveau wie der Anstieg im Winter. Insbesondere im nördlichen Teil CORDEX-Ostasiens führt das beobachtete Änderungssignal zu einer Abflachung des Jahresgangs und einer Verringerung der intraannulären Variabilität der 2 m-Temperatur. Der stärkere Anstieg der Temperatur über dem Kontinent im Winter lässt sich auch in den Projektionen von Lee et al. (2014) erkennen und deutet auf eine Abschwächung des Kältehochs hin (siehe Abschnitt 1.5).

Wie bereits in Abschnitt 3.2.3 beobachtet, ähnelt das Änderungssignal von CCLM dem des Antriebs MPI-ESM-LR deutlich in seiner räumlichen Verteilung und Stärke. Vor allem für den späten Projektionszeitraum (2071 bis 2100) erscheint das Antriebsmodell jedoch leicht wärmer (bis zu 0.5 K). Aufgrund der höheren Auflösung löst das Regionalmodell CCLM zudem feinere Strukturen des Änderungssignals auf. Dies kann man besonders deutlich an dem Änderungssignal im Winter und Frühling über dem Hochland von Tibet oder im Sommer und Herbst über dem Sichuanbecken erkennen. Ersteres resultiert vermutlich aus der besseren Abbildung der Schneebedeckung infolge der genaueren Orographie und der daraus resultierenden Schnee-Albedo-Rückkopplung, während letzteres möglicherweise auf die detailliertere Simulation der lokalen Zirkulation und des Einflusses der Randgebirge des Beckens zurückgeführt werden kann.

Neben der unterschiedlichen Erwärmung zwischen Land und Meer findet sich über dem Kontinent eine weitere räumliche Differenzierung des Änderungssignals. In den Simulationen von CCLM findet sich beispielsweise im Winter und Frühling die stärkste Erwärmung über dem Hochland von Tibet (bis zu 7.5 K), während über dem Großteil Chinas und der Mongolei ein geringerer Temperaturanstieg beobachtet werden kann. In den Sommermonaten (JJA) ergibt sich hingegen eine umgekehrte Verteilung, mit einer stärkeren Erwärmung der Umgebung gegenüber dem Hochland. Der Temperaturanstieg über Nordindien kann mit einem deutlichen Rückgang des Niederschlags und dem damit veränderten latenten Wärmefluss erklärt werden (siehe Abschnitt 5.3.2). Die Wüsten Taklamakan und Gobi weisen im Sommer ebenfalls eine stärkere Erwärmung als der restliche Teil CORDEX-Ostasiens auf. Dieses Änderungssignal



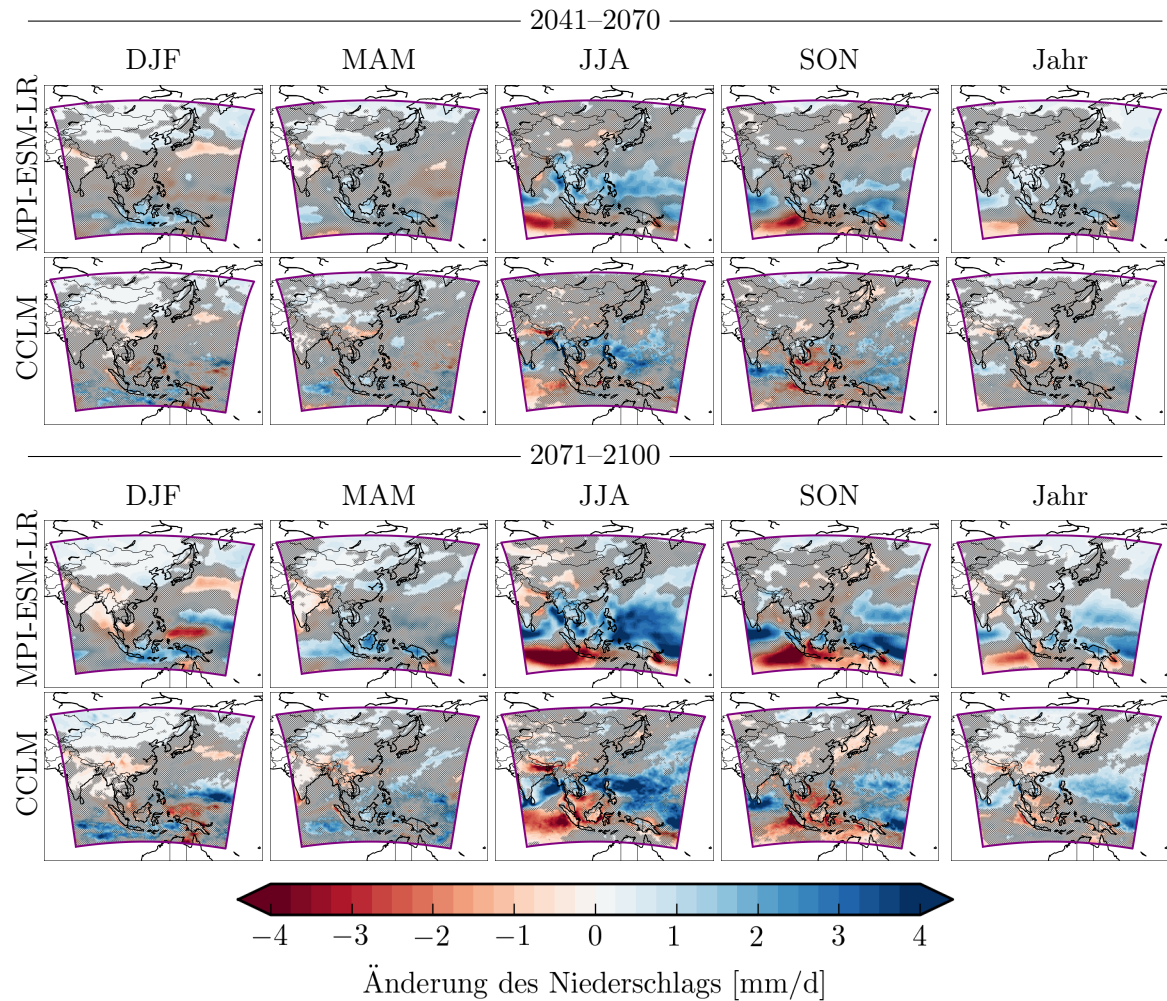
wurde schon bei der Untersuchung des nahen Projektionszeitraums beobachtet (siehe Abschnitt 5.2). Verglichen mit dem Kontinent zeigt sich nur eine geringe saisonale Variabilität der Temperaturänderung über dem Meer sowie Indochina, Indonesien und den Philippinen. Zusammenfassend ergibt sich für den mittleren und späten Projektionszeitraum eine deutliche Erwärmung für die gesamte Region CORDEX-Ostasien. Im Unterschied zum nahen Projektionszeitraum von 2020 bis 2046 lassen sich deutliche regionale Charakteristika im Änderungssignal erkennen, welche durch das Regionalmodell CCLM besser abgebildet werden, als durch das grob aufgelöste Erdsystemmodell MPI-ESM-LR. Die räumliche Verteilung der Erwärmung in den verschiedenen Jahreszeiten ähnelt den Ergebnissen aus früheren Rechnungen von CCLM (D. Wang et al., 2013). Aus diesem Grund und aufgrund der Ähnlichkeit der simulierten räumlichen Verteilung der Temperaturänderungen zwischen den beiden Modellen sowie der Ähnlichkeit der Simulationen für den mittleren und späten Projektionszeitraum können die diskutierten Änderungssignale als robust angesehen werden. Trotz der Übereinstimmung der Ergebnisse mit anderen Studien ist jedoch für eine genauere Einschätzung der Robustheit ein systematischer Vergleich mit weiteren Modellen und Simulationen im Rahmen des CORDEX notwendig.

#### 5.3.2. Räumliche Verteilung der Änderungen des Niederschlags

Abbildung 5.4 zeigt die räumliche Verteilung der Änderungen des Niederschlags des Regionalmodells CCLM und des Antriebs MPI-ESM-LR für den mittleren (2041 bis 2070) und späten (2071 bis 2100) Projektionszeitraum unter dem Emissionsszenario RCP 8.5. Analog zu den Projektionen der 2-m-Temperatur ergeben sich im Vergleich zum nahen Projektionszeitraum statistisch signifikante Änderungen über weite Teile CORDEX-Ostasiens. Insbesondere für den späten Projektionszeitraum und die regenreichen Monate im Sommer und Herbst finden sich deutliche Änderungssignale im Niederschlag. Die geringsten Änderungen werden für den Frühling simuliert. Generell zeigt sich sowohl eine Zunahme als auch eine Abnahme der Niederschläge über der Region. Das von CCLM simulierte Änderungssignal variiert im Jahresmittel zwischen  $-3.2$  mm/d und  $+6.7$  mm/d für den späten Projektionszeitraum und das Emissionsszenario RCP 8.5 (siehe Tabelle 5.5). Die stärksten Änderungssignale finden sich in jeder Jahreszeit in der südlichen Hälfte CORDEX-Ostasiens. Im Gebietsmittel ergibt sich eine leichte Zunahme des Niederschlags. Hierin zeigen die Projektionen von CCLM eine Übereinstimmung mit anderen globalen und regionalen Klimamodellen (Gao et al., 2001; Turner und Annamalai, 2012; Oh et al., 2014).

Analog zur 2-m-Temperatur besteht eine Ähnlichkeit in der räumlichen Verteilung der Änderungssignale zwischen den Simulationen des mittleren und späten Projektionszeitraums. Es ergibt sich jedoch ein deutlicher Unterschied in der Stärke der Zunahme oder Abnahme des Niederschlags. Besonders deutlich sind die Intensitätsänderungen im Sommer und Herbst über der südlichen Hälfte CORDEX-Ostasiens. Dies deutet auf eine signifikante Veränderung der Monsunniederschläge infolge der höheren atmosphärischen Treibhausgaskonzentration hin. Im Gebietsmittel gleichen sich die Regionen mit positiver und negativer Niederschlagsänderung aus, so dass sich anhand von Tabelle 5.5 nur geringe Unterschiede zwischen den beiden Zeiträumen und den verschiedenen Emissionsszenarien ergeben. Für den späten Projektionszeitraum lässt sich jedoch eine leichte Zunahme der Jahresmittel um bis zu  $0.2$  mm/d (RCP 8.5) erkennen.

Wie bei der Untersuchung des nahen Projektionszeitraums zeigt CCLM gegenüber dem Antrieb MPI-ESM-LR eine deutlich höhere Feinstruktur der Änderungssignale. So ist beispielsweise die Niederschlagsänderung innerhalb der Monsungebiete im Sommer oder entlang von



**Abbildung 5.4.:** Analog zu Abbildung 5.3 für die Änderungen des Niederschlags.

Küstenlinien detaillierter ausgebildet. Darüber hinaus zeigt sich ein deutlicheres Änderungssignal in der Nähe von orographischen Erhebungen, wie man beispielsweise am Himalaya sehen kann. Eine detailliertere Simulation der Änderungssignale über CORDEX-Ostasien konnte auch in anderen Studien beobachtet werden und ist auf die bessere Abbildung kleinskaliger konvektiver Ereignisse oder Hebungsvorgänge, wie sie in den Monsungebieten, an Gebirgen oder Küstenlinien auftreten, zurückzuführen (Gao et al., 2008; Lee et al., 2014; Oh et al., 2014). Im Vergleich zum nahen Projektionszeitraum sind die Änderungen über weite Teil CORDEX-Ostasiens statistisch signifikant.

Das Änderungssignal des Niederschlags zeigt eine deutliche saisonale und räumliche Variabilität. Mit Werten zwischen  $-8.5$  mm/d und  $21.3$  mm/d finden sich die stärksten Änderungen im Sommer über den Monsungebieten. Dabei simuliert CCLM für den späten Projektionszeitraum einen deutlichen Anstieg der Sommerniederschläge entlang eines Bandes von Südindien über dem Golf von Bengalen und dem Südchinesischen Meer bis zu den Philippinen und dem westlichen Pazifik. Für die Regionen südlich dieses Bandes ergibt sich eine Abnahme der Niederschläge. Die Erhöhung der Sommerniederschläge über dem Golf von Bengalen ist auf eine erhöhte konvektive Aktivität, infolge der höheren Oberflächentemperatur des Ozeans, zu-

	Einheit: mm/d	RCP 2.6			RCP 4.5			RCP 8.5		
		Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.
2041–2070	DJF	−4.0	0.1	4.7	−3.6	0.1	3.4	−4.6	0.1	4.1
	MAM	−2.7	0.1	3.2	−2.6	0.2	2.8	−2.7	0.2	3.6
	JJA	−4.1	0.1	6.4	−5.5	0.1	8.6	−5.6	0.2	9.4
	SON	−4.1	0.0	3.7	−6.3	0.0	4.9	−3.9	0.1	4.2
	Jahr	−1.4	0.1	2.2	−2.1	0.1	3.0	−1.8	0.2	3.3
2071–2100	DJF	−4.4	0.0	2.9	−3.9	0.2	5.0	−5.7	0.2	5.6
	MAM	−2.4	0.0	2.3	−2.8	0.2	3.9	−3.3	0.3	4.1
	JJA	−3.7	0.1	8.0	−4.0	0.2	9.2	−8.5	0.3	21.3
	SON	−4.5	0.0	4.5	−3.4	0.1	3.7	−6.7	0.1	7.4
	Jahr	−1.6	0.0	3.2	−1.6	0.2	3.0	−3.2	0.2	6.7

**Tabelle 5.5.:** Analog zu Tabelle 5.4 für die Änderungen des Niederschlags.

rückzuführen und wird analog in den Projektionen verschiedener GCMs beobachtet (Turner und Annamalai, 2012). Aufgrund der detaillierteren Abbildung der orographisch bedingten Hebungs Vorgänge sowie der Land-See-Zirkulation zeigen die Simulationen von CCLM eine Zunahme der Niederschläge entlang der Küstenlinie im Südwesten Indiens, während sich für den Antrieb MPI-ESM-LR ein Anstieg des Niederschlags innerhalb eines ausgedehnten Bereichs über dem Indischen Ozean ergibt. Für den indischen Subkontinent zeigen die Projektionen des Regionalmodells eine leichte Zunahme der Niederschläge im Süden und eine deutliche Abnahme im Norden entlang der Südflanke des Hochlands von Tibet. Letzteres deutet auf einen verringerten Feuchtetransport aus dem Golf von Bengalen infolge einer Abschwächung des östlichen Astes der indischen Monsunzirkulation hin (siehe Abschnitt 1.5.3). Die Niederschlagsänderung weichen teilweise von den Beobachtungen anderer CCLM Projektionen ab (Asharaf und Ahrens, 2015). Ein Grund für diese Unterschiede könnte in den unterschiedlichen Regionsdefinitionen für die Rechnungen liegen. Wie in Abschnitt 1.5.3 beschrieben, wird aufgrund der Grenzen der Region CORDEX-Ostasien der westliche Ast der indischen Monsunzirkulation nicht vollständig im Modell abgebildet. Die geringeren Niederschläge über Nordindien führen zu der, im vorherigen Abschnitt beobachteten, verstärkten Erwärmung im Sommer.

Entgegen der Abschwächung des indischen Sommermonsuns deutet die Zunahme der Niederschläge über dem Südchinesischen Meer und dem Westpazifik auf eine Verstärkung der Zirkulation des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik im Regionalmodell CCLM hin. Dies erklärt auch die Abnahme des Niederschlags im Süden CORDEX-Ostasiens infolge des verstärkten Luftmassenabstiegs über der Region (Nitta, 1987; B. Wang et al., 2001). Eine Zunahme des Niederschlags über dem Monsungebiet des westlichen Nordpazifiks ergab sich auch in den Simulationen anderer Regional- und Globalmodelle (Kimoto, 2005; Oh et al., 2014). Insbesondere in den Simulationen von Oh et al. (2014) ergab sich jedoch keine Zunahme des Niederschlags westlich der Philippinen. Für die Region nördlich des Südchinesischen Meeres ergeben die Simulationen von CCLM keine statistisch signifikante Änderung der Sommer-niederschläge. Eine mögliche Erklärung für diese Beobachtung ist eine verminderte Kopplung zwischen dem Monsunsystem des ostasiatischen Sommermonsuns und des Monsunsystems des westlichen Nordpazifiks und eine stärkere Einflussnahme des Zirkulationssystems der mittleren Breiten (siehe Abschnitt 1.5.3). Entgegen den Projektionen von CCLM deuten eine Vielzahl

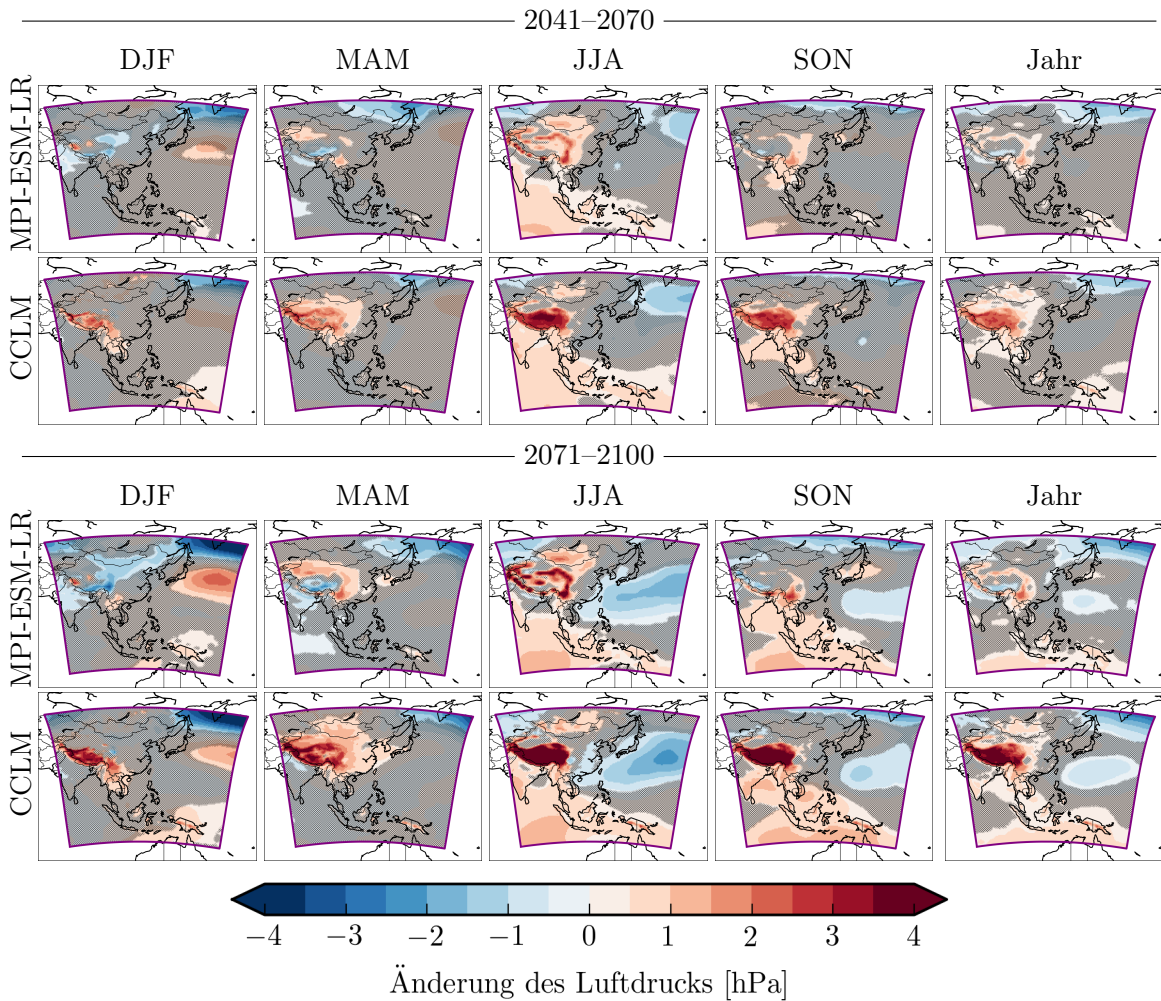
anderer Modelle auf eine leichte Zunahme der Niederschläge des ostasiatischen Sommermonsuns hin (Kimoto, 2005; Kurihara et al., 2005; Seo et al., 2013; Lee et al., 2014; Oh et al., 2014). Es ergeben sich jedoch deutliche Unterschiede in der räumlichen Verteilung der Änderungen in diesen Projektionen. Eine genauere Betrachtung der Niederschlagsänderungen soll in Abschnitt 5.6.1 erfolgen.

Für den südlichen Rand CORDEX-Ostasiens ergeben sich unterschiedliche Änderungssignale zwischen der ersten und der zweiten Jahreshälfte. Wie oben beschrieben, zeigen die Projektionen von CCLM und MPI-ESM-LR eine deutliche Abnahme der Niederschläge im Sommer und Herbst. Im Winter und im Frühling ergibt sich hingegen eine Zunahme. Die Änderungen beschränken sich jedoch primär auf den Indischen Ozean. Im Jahresmittel ergeben sich nur geringe Änderungssignale über den Indonesischen Inseln. Analog zeigen auch die Projektionen von Oh et al. (2014) eine Abnahme der Sommerniederschläge über dem südlichen Südchinesischen Meer. Im Norden CORDEX-Ostasiens ergeben sich wie für den nahen Projektionszeitraum meist geringe und statistisch nicht signifikante Änderungssignale. Vom Herbst bis zum Frühling simuliert CCLM eine leichte Zunahme von bis zu 1 mm/d. Dies ist vermutlich auf die Vergrößerung der spezifischen Luftfeuchtigkeit infolge des höheren Sättigungsdampfdrucks der wärmeren Atmosphäre zurückzuführen. Im Jahresmittel wird analog zu anderen Studien eine leichte Erhöhung der Niederschlagsmenge über den Wüsten Taklamakan und Gobi beobachtet (Gao et al., 2001; Reyers et al., 2013).

Zusammenfassend ergibt sich für den mittleren und späten Projektionszeitraum eine deutliche saisonale und räumliche Variabilität der Änderungssignale des Niederschlags. Im Unterschied zum nahen Projektionszeitraum sind diese über einem Großteil der Region statistisch signifikant. Die stärksten positiven sowie negativen Änderungssignale ergeben sich für den Süden CORDEX-Ostasiens. Diese sind vermutlich mit einer Verstärkung oder Abschwächung der jeweiligen Monsunzirkulation assoziiert. Ein Vergleich mit anderen Studien zeigte eine Übereinstimmung in der generellen Einschätzung einer leichten Zunahme der Niederschläge. Insbesondere über der ostasiatischen Monsunregion ergeben sich jedoch Unterschiede in der räumlichen Verteilung. Dies zeigt auch ein Vergleich mit früheren Rechnungen von CCLM unter einem anderen Antriebsmodell (D. Wang et al., 2013). Daher können die Änderungssignale über der philippinisch-ostasiatischen Monsunregion als nicht robust angesehen werden. Die hier durchgeführte Untersuchung beschränkt sich nur auf die Änderung der mittleren Niederschlagsraten. Aufgrund der Stärke der Zu- oder Abnahme kann jedoch davon ausgegangen werden, dass auch eine Veränderung in der Intensität der einzelnen Niederschlagsereignisse beobachtet wird. Diese Hypothese soll in Abschnitt 5.4 gesondert geprüft werden.

### 5.3.3. Räumliche Verteilung der Änderungen des Luftdrucks

Abbildung 5.5 zeigt die räumliche Verteilung der Änderungen des Luftdrucks des Regionalmodells CCLM und des Antriebs MPI-ESM-LR für den mittleren (2041 bis 2070) und späten (2071 bis 2100) Projektionszeitraum unter dem Emissionsszenario RCP 8.5. Wie schon bei der 2-m-Temperatur und dem Niederschlag ergeben sich gegenüber den Simulationen für den nahen Projektionszeitraum (2020 bis 2046) deutliche und statistisch signifikante Änderungssignale über große Teile CORDEX-Ostasiens. Im Jahresmittel simuliert CCLM sowohl eine Zunahme als auch eine Abnahme des Luftdrucks über der Region mit Änderungen zwischen  $-3.0$  hPa und  $+5.4$  hPa (siehe Tabelle 5.5). Insbesondere über dem Hochland von Tibet simuliert CCLM einen starken Anstieg des Luftdrucks. Diese Beobachtung ergab sich bereits für den nahen Projektionszeitraum. Für das Meer und küstennahe Bereiche ergibt sich hingegen eine geringe und in der Regel statistisch nicht signifikante Änderung.



**Abbildung 5.5.:** Analog zu Abbildung 5.3 für die Änderungen des Luftdrucks auf Meeresebene.

Die Simulationen für den mittleren und den späten Projektionszeitraum zeigen sowohl für CCLM als auch für den Antrieb MPI-ESM-LR eine ähnliche räumliche Verteilung mit einer Verstärkung der positiven und negativen Änderungssignale für den späten Projektionszeitraum. Wie schon beim Niederschlag gleichen sich die Regionen mit einer Luftdruckzunahme und einer Abnahme aus, so dass im Gebietsmittel nur geringe Unterschiede sowohl zwischen den beiden Zeiträumen als auch den verschiedenen Emissionsszenarien erkennbar sind. Im Jahresmittel variiert das Änderungssignal von CCLM zwischen 0.1 hPa und 0.2 hPa. Ein Unterschied lässt sich anhand von Tabelle 5.6 nur in den räumlichen Extrema erkennen.

Im Vergleich zu den Beobachtungen bei der 2 m-Temperatur und des Niederschlags ergeben sich größere Unterschiede zwischen dem Regionalmodell CCLM und dem Antrieb MPI-ESM-LR in der räumlichen Verteilung der Luftdruckänderungen. Dies ist insbesondere für den Winter und Frühling über dem asiatischen Kontinent erkennbar. Die deutlichsten Differenzen sind in jeder Jahreszeit über dem Hochland von Tibet zu beobachten. Das Regionalmodell CCLM zeigt dabei eine starke Zunahme des Luftdrucks von bis zu 6.6 hPa. Aufgrund der besonderen Bedeutung des Hochlands für die spezifische Ausprägung der atmosphärischen Zirkulation über dem asiatischen Kontinent deutet dies auf eine deutliche Änderung der Zirkulation.



5. Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien

Einheit:		RCP 2.6			RCP 4.5			RCP 8.5		
hPa		Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.	Min.	Mittel	Max.
2041–2070	DJF	−2.4	−0.1	2.6	−3.1	−0.1	3.1	−2.8	0.2	3.8
	MAM	−1.2	0.1	2.3	−1.9	0.1	3.3	−2.1	0.2	3.9
	JJA	−1.4	0.1	2.1	−1.2	0.1	2.6	−1.6	0.2	3.8
	SON	−0.7	0.1	2.0	−1.6	0.2	2.4	−2.1	0.2	3.3
	Jahr	−0.9	0.1	1.8	−1.6	0.1	2.3	−1.9	0.2	3.2
2071–2100	DJF	−2.0	0.3	2.3	−2.1	−0.2	3.5	−6.3	0.1	6.6
	MAM	−1.2	0.2	1.9	−1.8	0.2	3.9	−3.8	0.2	6.5
	JJA	−1.0	0.0	1.7	−1.2	0.2	3.1	−2.1	0.2	6.6
	SON	−1.0	0.2	2.0	−1.8	0.1	2.9	−2.7	0.3	5.4
	Jahr	−1.1	0.2	1.7	−1.6	0.1	2.9	−3.0	0.2	5.4

**Tabelle 5.6.:** Analog zu Tabelle 5.4 für die Änderungen des Luftdrucks auf Meeresebene.

lation bei CCLM gegenüber MPI-ESM-LR hin. Über dem Meer sind die Unterschiede zwischen beiden Modellen geringer. Dies liegt unter anderem an der stärkeren Kopplung des Regionalmodells an den Antrieb durch die Vorgabe der Oberflächentemperatur von Wasserflächen. Im Unterschied zu den anderen beiden betrachteten Variablen, zeigt CCLM keine detaillierteren Änderungssignale gegenüber MPI-ESM-LR für den Luftdruck.

Sowohl das Regionalmodell CCLM als auch der Antrieb MPI-ESM-LR zeigen eine räumliche und saisonale Variabilität der Luftdruckänderungen. Insbesondere bei CCLM dominiert dabei die Zunahme des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet. Dieses Änderungssignal verstärkt sich zum Sommer hin. In der Folge kommt es zu einer verminderten Ansaugwirkung des Hochlands und somit zur Abschwächung der indischen Monsunzirkulation. Hierdurch lassen sich die verringerten Niederschläge über Nordindien erklären. In Bezug auf die ostasiatische Monsunzirkulation simuliert CCLM für den Sommer eine statistisch signifikante Abschwächung des WPSH um etwa  $-2$  hPa für 2071 bis 2100. Dies deutet auf eine Verminderung des Transports feuchter Luftmassen in das Meiyu-Baiu Regenband und eine entsprechende Intensivierung der zyklonalen Zirkulation über dem Südchinesischen Meer hin (Nitta, 1987; R. Wu und B. Wang, 2000; B. Wang et al., 2001). Im Widerspruch dazu wird in den Projektionen einer Vielzahl von GCMs eine Verstärkung des WPSH simuliert (Seo et al., 2013). Eine Abschwächung des Hochs für den mittelfristigen Projektionszeitraum (2041 bis 2070) ist nicht zu beobachten. Die Abnahme des Luftdrucks beschränkt sich hier auf den nordöstlichen Rand CORDEX-Ostasiens. Über Indonesien kommt es infolge des verstärkten Absinkens der Luftmassen zu einer Erhöhung des Luftdrucks auf Meeresebene und einer Verringerung der Niederschläge im Sommer und Herbst. Für den Winter zeigt das Regionalmodell, im Unterschied zum Antrieb MPI-ESM-LR, keine statistisch signifikante Abschwächung des kontinentalen Hochs über dem asiatischen Kontinent. Der indische und pazifische Ozean zeigt ebenfalls keine signifikanten Luftdruckänderungen für den Winter und Frühling. Dies deutet darauf hin, dass durch CCLM keine Änderung in der Intensität der Wintermonsun simuliert wird. Es ergibt sich jedoch eine deutliche Abnahme am nordöstlichen Rand CORDEX-Ostasiens. Dies könnte auf eine Intensivierung des Aleutentiefs hindeuten.

Zusammenfassend zeigen die Projektionen des dynamischen Regionalmodells CCLM für den Luftdruck Hinweise auf eine Veränderung der Zirkulationssysteme des asiatischen Sommermonsuns. Die Zunahme des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet deutet auf eine Ab-

schwächung des östlichen Astes der indischen Monsunzirkulation, während die Abschwächung des WPSH auf eine Intensivierung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik hindeutet. Beide Hypothesen erklären die beobachteten Änderungssignale des Niederschlags. Insbesondere die Abschwächung des WPSH steht im Widerspruch mit den Beobachtungen von Seo et al. (2013). Daher soll eine genauere Untersuchung der Projektionen für den Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik in Abschnitt 5.5 erfolgen.

### 5.4. Änderungen in der Intensität der Niederschlagsereignisse

Wie in Abschnitt 5.3.2 beschrieben, zeigen die Projektionen des dynamischen Regionalmodells CCLM deutliche und räumlich heterogene Änderungssignale im Niederschlag insbesondere für die Sommermonate. Es wird vermutet, dass diese Niederschlagsänderungen mit Intensitätsveränderungen der einzelnen Niederschlagsereignisse verbunden sind. Neben der Änderung der mittleren Niederschlagsmengen ist die Änderung in der Intensität der einzelnen Niederschlagsereignisse sowohl aus ökonomischen als auch aus ökologischen Gesichtspunkten, insbesondere aufgrund des Schadenpotenzials von Extremniederschlägen, wichtig. Aus diesem Grund soll im Folgenden eine detaillierte Untersuchung der Änderungen in Bezug auf die Intensitätsverteilung der Niederschlagsereignisse durchgeführt werden. Dabei liegt das Augenmerk auf den Extremniederschlägen.

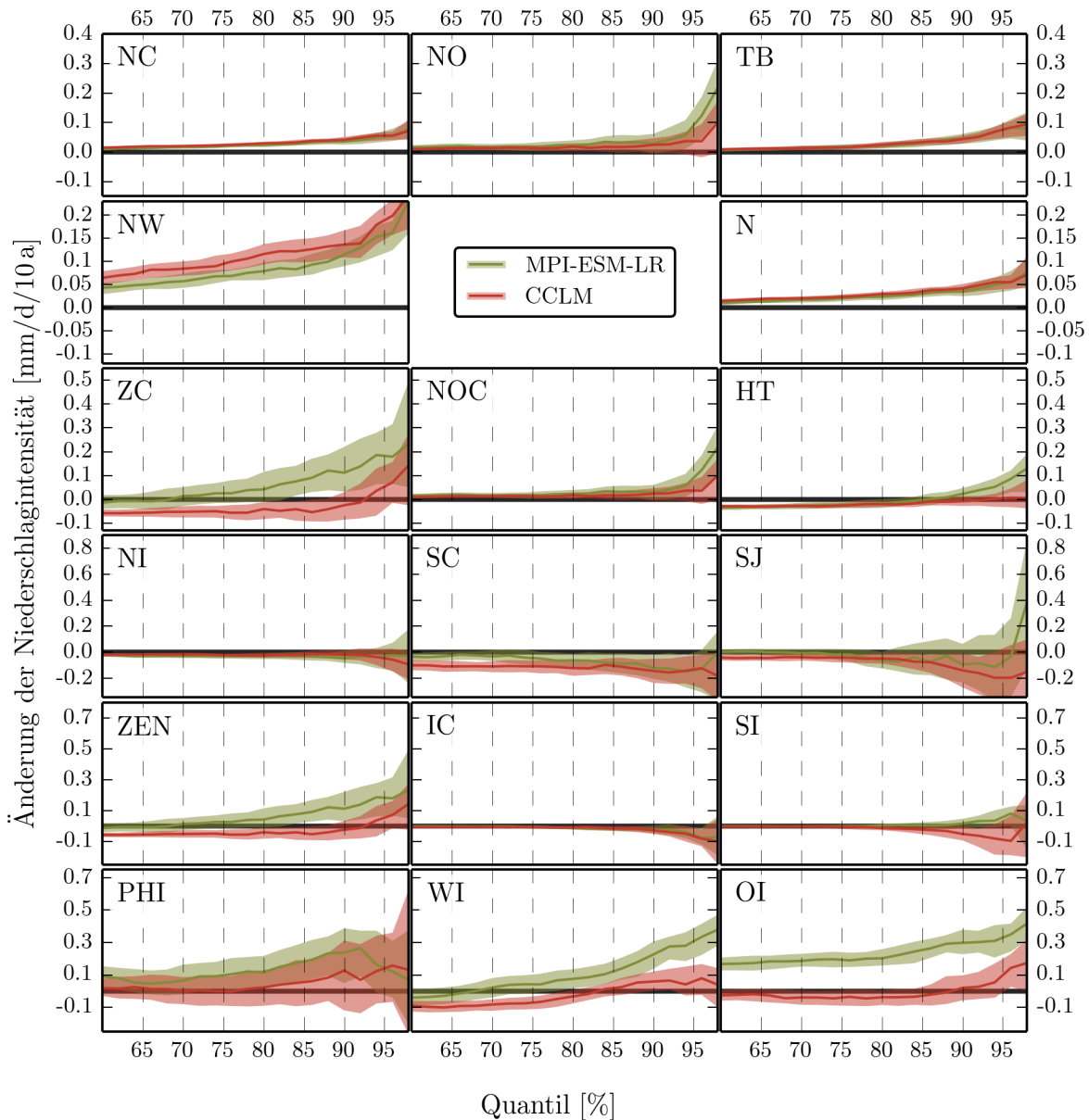
In Abbildung 5.7 und 5.6 sind die Ergebnisse einer Quantilregression (siehe Abschnitt A.2) für die Winter- und Sommermonate für die 17 Teilregionen von CORDEX-Ostasien dargestellt. Als Grundlage für die Berechnungen dienen die täglich aufgelösten Zeitreihen der Gebietsmittel über alle Landgitterpunkte der Projektionen von CCLM und MPI-ESM-LR für das RCP 8.5 Emissionsszenario für den Zeitraum von 2006 bis 2100.

Sowohl für den Sommer als auch für den Winter simulieren beide Modelle eine geringere Veränderung der Niederschlagsintensität im Norden gegenüber dem Süden. Unterschiede zwischen dem Regionalmodell und dem Antrieb sind vor allem im Sommer und den südlichen Teilregionen CORDEX-Ostasiens erkennbar. Da der Extremniederschlag im Allgemeinen und die Niederschlagsbildung in den südlichen Regionen im Speziellen von kleinskaligen Prozessen dominiert wird (Chang et al., 2005), ist davon auszugehen, dass CCLM die Niederschlagsverteilung und deren Änderungssignale detaillierter abbildet (Giorgi, 1990; Lee et al., 2014). Dies entspricht auch den Beobachtungen aus Abschnitt 5.3.2. Für den nördlichen Teil CORDEX-Ostasiens und im Winter ergibt sich eine größere Ähnlichkeit zwischen dem Antrieb und dem Regionalmodell. Insbesondere im Winter befinden sich die Änderungssignale beider Modelle über den gesamten dargestellten Quantilbereich nahe oder unterhalb der Signifikanzschwelle (5%). Wie schon bei den mittleren Niederschlagsänderungen zeigt sich auch hier ein räumlich heterogenes Änderungssignal für beide Jahreszeiten und Modelle.

Das Regionalmodell CCLM zeigt in den Regionen Indochina, Südindien und den Philippinen einen deutlichen Anstieg der Intensität der Sommerniederschläge für den Quantilbereich oberhalb von 80%. Dieser Quantilbereich umfasst die Extremniederschläge der jeweiligen Teilregion. Dies deckt sich mit der in Abschnitt 5.3.2 beobachteten Intensivierung der Sommermonsunniederschläge über den genannten Regionen. Für die Regionen Südjapan und Südchina ergibt sich ein ähnliches Bild. Dies ist bemerkenswert, da CCLM für beide Regionen keinen statistisch signifikanten Anstieg der mittleren Niederschlagsmenge zeigte. Somit ergibt sich eine Verschiebung der Niederschlagsverhältnisse zu seltenen aber starken Extremniederschlägen. Dementsprechend zeigen diese Teilregionen eine Abschwächung der schwachen und moderaten Niederschlagsereignisse (< 70%). Analoge Beobachtungen wurden auch in den



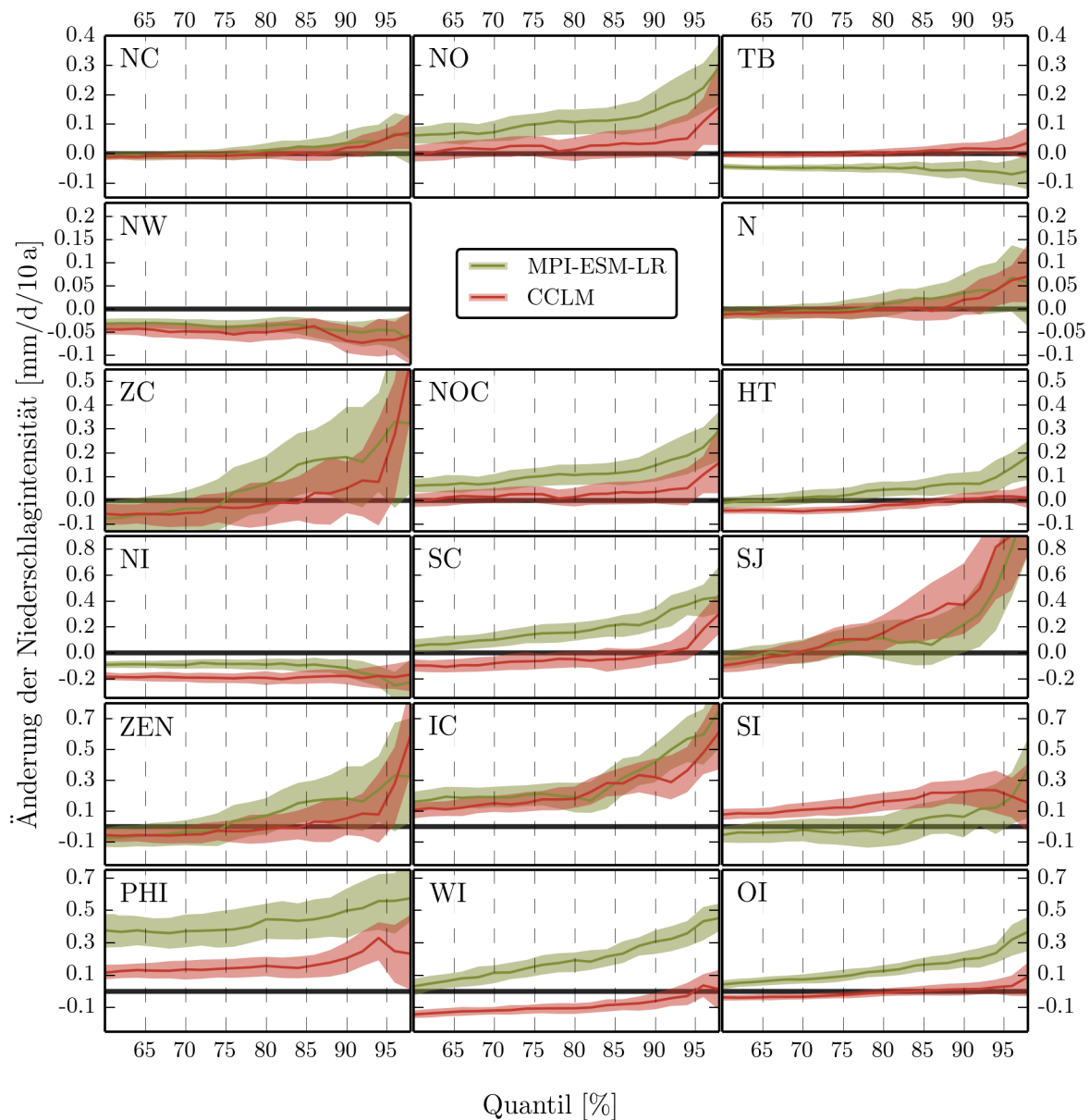
## 5. Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien



**Abbildung 5.6.:** Die Änderung der Niederschlagsintensität im Winter (DJF) für die Simulationen von CCLM und MPI-ESM-LR für den kompletten Projektionszeitraum von 2006 bis 2100 unter dem Emissionsszenario RCP 8.5. Dargestellt ist die 10 jährige Änderung für verschiedene Quantile der Verteilung der täglichen Niederschläge. Zur Ermittlung der jeweiligen Anstiege wurde eine Quantilregression verwendet (siehe Abschnitt A.2). Die Bänder kennzeichnen das 2.5 %- und 97.5 %-Quantil der Verteilung der Änderungen der jeweiligen Quantile (5 % Signifikanzniveau für von Null verschiedene Änderungssignale). Zur Bestimmung der Verteilung wurde eine Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.

Projektionen anderer Modelle gemacht (Gao et al., 2002; Boo et al., 2006; Lee et al., 2014; Oh et al., 2014). In Übereinstimmung mit der Abnahme der Sommerniederschläge über dem Maritimen Kontinent ergibt sich für die Regionen Westindonesien und Ostindonesien eine Verringerung der moderaten Niederschlagsereignisse in den Projektionen des CCLM. Für die Extremniederschläge zeigen sich hingegen kein statistisch signifikanten Änderungen. Zusammen

#### 5.4. Änderungen in der Intensität der Niederschlagsereignisse



**Abbildung 5.7.:** Analog zu Abbildung 5.6 für die Änderung der Niederschlagsintensität im Sommer (JJA).

mit den Philippinen zeigt das Regionalmodell in diesen Teilregionen die größten Abweichungen zum Antrieb. Dabei ergibt sich jedoch ein qualitativ ähnlicher Verlauf der beiden Modelle über alle Quantile. Das Regionalmodell CCLM liegt jedoch systematisch unterhalb des Antriebs MPI-ESM-LR. Ähnliches kann auch über dem Hochland von Tibet und Südchina beobachtet werden. Über dem Tarimbecken ergibt sich hingegen ein umgekehrtes Bild. Die in Abschnitt 5.3.2 beobachtete Verringerung der Sommerniederschläge über Nordindien, infolge der vermuteten Abschwächung des östlichen Astes des indischen Sommermonsuns, lässt sich in Abbildung 5.7 über den gesamten dargestellten Quantilbereich erkennen. Ähnlich wie in den Regionen Südindien, Nordwest und das Tarimbecken zeigt sich dabei kein Unterschied in den Änderungssignalen zwischen den einzelnen Quantilen.

Wie man anhand von Abbildung 5.6 sehen kann, ergeben sich für den Winter deutliche schwächere Änderungssignale über den gesamten Quantilbereich. Insbesondere das dynamische Regionalmodell CCLM zeigt über dem Großteil der Region geringe oder nicht statistisch signifikante Änderungen. Diese Beobachtungen stehen im Einklang mit den Erkenntnissen von Abschnitt 5.3.2. Im Vergleich zum Sommer unterscheiden sich die Änderungen zwischen den verschiedenen Quantilen in den meisten Regionen nur geringfügig. Einzige Ausnahme hiervon bilden die Teilregionen Nordwest und Zentralchina. Beide zeigen einen stärkeren Anstieg für die hohen Quantilbereiche. Somit deutet sich im Winter nur eine systematische Verschiebung aber keine Deformation der Intensitätsverteilung des Niederschlags in einzelnen Teilregionen an. Unterschiede zwischen dem Regionalmodell und dem Antrieb sind im Winter ebenfalls geringer als im Sommer. Nur für die Regionen Zentralchina, Westindonesien und Ostindonesien sind deutliche Differenzen erkennbar. Analog zum Sommer ergibt sich für Indonesien eine annähernd konstante Abweichung zwischen beiden Modellen über alle Quantile.

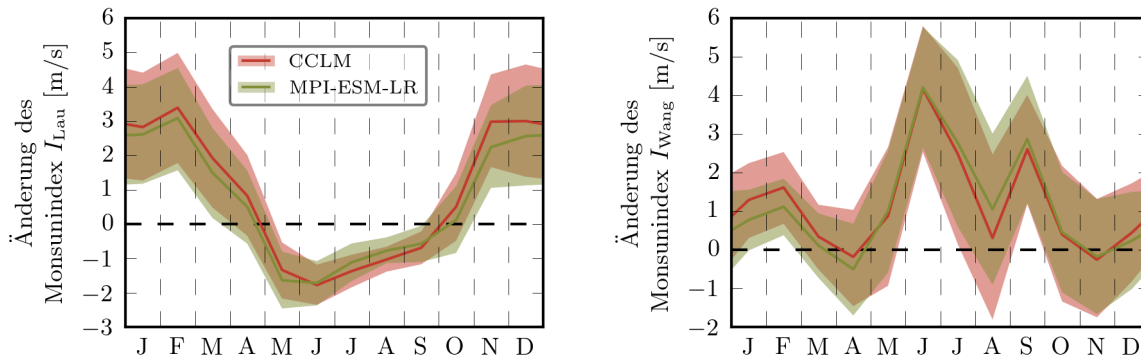
Zusammenfassend ergeben sich wie in Abschnitt 5.3.2 die deutlichsten Änderungen für die regenreichen Teilregionen zur Zeit des Sommermonsuns (JJA), wobei sowohl das Regionalmodell CCLM als auch der Antrieb MPI-ESM-LR in den meisten Fällen eine Zunahme der Extremniederschläge ( $> 80\%$ -Quantil) simulieren. Für den Winter ergeben sich schwächere Änderungssignale, welche sich in der Regel homogen über die oberen Quantilbereiche verteilen. Zwischen CCLM und MPI-ESM-LR zeigen sich insbesondere über den Monsungebieten deutliche Unterschiede in beiden Jahreszeiten. Zwar ist davon auszugehen, dass das Regionalmodell sowohl die Niederschlagsverteilung als auch deren Änderungssignale detaillierter abbildet, eine endgültige Einschätzung der Robustheit der simulierten Änderungssignale kann jedoch nur durch einen systematischen Vergleich mit anderen Regionalmodellen im Rahmen des CORDEX erfolgen. Ein erster Vergleich mit Simulationen innerhalb und außerhalb des CORDEX zeigte eine Übereinstimmung in der Verstärkung der Extremniederschläge über den Teilregionen SJ und SC sowie der Koreanischen Halbinsel (Gao et al., 2002; Boo et al., 2006; Lee et al., 2014; Oh et al., 2014).

### 5.5. Untersuchung der Projektionen hinsichtlich des Monsunphänomens

Bei der Untersuchung der Projektionen von CCLM in Abschnitt 5.3 ergaben sich Hinweise auf eine systematische Veränderung in der Intensität der verschiedenen Teilsysteme des asiatischen Sommermonsuns. Daher sollen im Folgenden diese Teilsysteme detaillierter betrachtet werden. Analog zu Abschnitt 4.4 werden sowohl die Änderungen in der Monsunintensität als auch in der räumlichen und saisonalen Entwicklung der Niederschläge untersucht. Die folgende Analyse bezieht sich auf die Simulationen von CCLM und MPI-ESM-LR für den späten Projektionszeitraum 2071 bis 2100 relativ zur Referenzperiode 1971 bis 2000.

### 5.6. Änderungen in der Monsunintensität

Im Folgenden soll auf die Änderung der Monsunintensität genauer eingegangen werden. Abbildung 5.8 zeigt den mittleren Jahresgang, der in Abschnitt 4.4.1 definierten Monsunindizes, welche die Intensität des östlichen Astes der indischen Monsunzirkulation ( $I_{\text{Lau}}$ ) sowie die Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik ( $I_{\text{Wang}}$ ) quantifizieren. Für beide Monsunsysteme weisen die Änderungen von CCLM und dem Antrieb MPI-ESM-LR

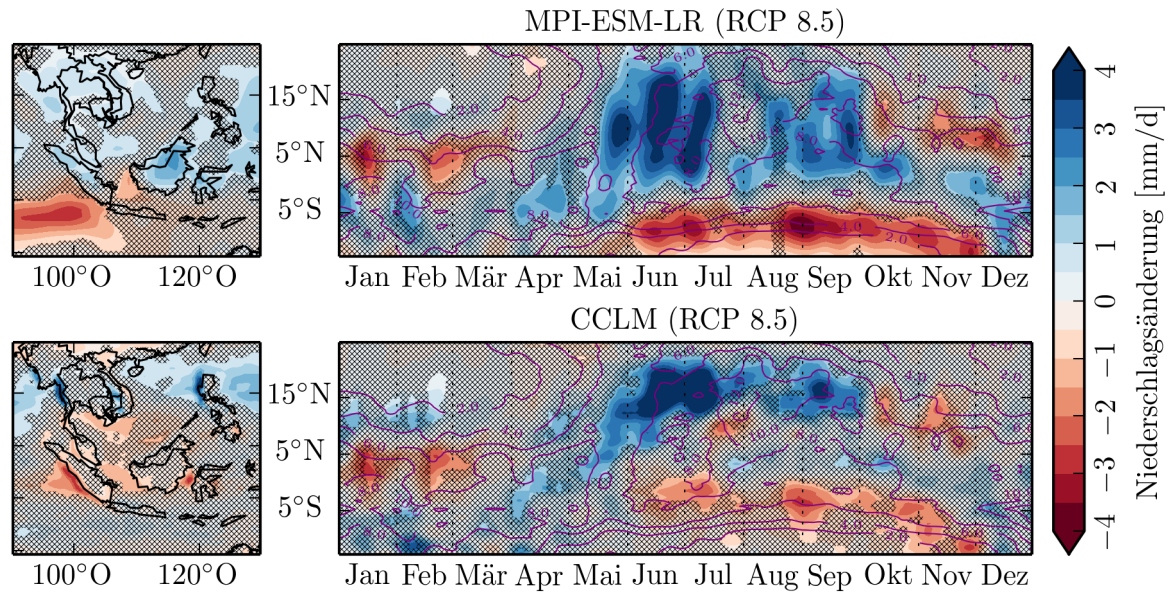


**Abbildung 5.8.:** Die monatlichen Änderungen der Monsunindizes  $I_{Lau}$  (links) und  $I_{Wang}$  (rechts) für das Regionalmodell CCLM und den Antrieb MPI-ESM-LR unter dem Emissionsszenario RCP 8.5. Der Vergleich bezieht sich auf die Änderung der Monatsmittel für den späten Projektionszeitraum von 2071 bis 2100 relativ zu 1971 bis 2000. Die Bänder resultieren aus der interannulären Variabilität. Sie kennzeichnen das 2.5%- und 97.5%-Quantil der Verteilung der jeweiligen Monatsmittel. Zur Bestimmung der Verteilung wurde eine Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.

eine große Ähnlichkeit auf. Dies entspricht dem in Abschnitt 3.2.3 und 5.3 beobachteten Modellverhalten.

Anhand des Indexes  $I_{Lau}$  ergibt sich sowohl im Winter als auch im Sommer eine Abschwächung der meridionalen Zirkulation über dem indischen Subkontinent, dem Golf von Bengalen sowie Indochina. Dies bestätigt die Vermutung einer Abschwächung des östlichen Astes des indischen Sommermonsuns und erklärt die verringerten Niederschläge über Nordindien und dem Himalaya. Infolge des starken Anstiegs des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet kommt es zu einer Verringerung des bodennahen Zustroms von feuchter Luft aus dem Golf von Bengalen in Richtung des indischen Subkontinentes (siehe Abschnitt 5.3). Zusammen mit der Intensivierung der konvektiven Aktivität über dem Golf von Bengalen kommt es im Umkehrschluss zu einem verstärkten Transport von feuchter Luft durch den Südwestmonsun in Richtung Indochina, wo CCLM dementsprechend eine deutliche Erhöhung der Niederschläge entlang der Küstenlinie simuliert. Die Abschwächung der meridionalen Zirkulation im Winter hat hingegen keinen Einfluss auf die bodennahe Lufttemperatur oder den Niederschlag über Indien, aufgrund der Blockwirkung des Hochlands von Tibet auf die trocken-kalten Luftmassen vom Norden (Saha, 2009).

Die Änderung des Monsunindex  $I_{Wang}$  zeigt ein komplexeres Signal. Von Mai bis Juli ergibt sich eine Verstärkung der zyklonalen Zirkulation über dem Südchinesischen Meer. Im August hingegen, zum Zeitpunkt der maximalen Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik, simulieren sowohl CCLM als auch MPI-ESM-LR keine statistisch signifikante Änderung. Für den September zeigen beide Modelle wiederum eine Zunahme der Monsunintensität. Dies deutet auf eine Verstärkung der konvektiven Aktivität zu Beginn und Ende des Sommermonsuns hin. Die Zunahme der zyklonalen Zirkulation steht im Zusammenhang mit der beobachteten Abschwächung des WPSH (siehe Abschnitt 5.3.3). Durch den verringerten Einfluss des WPSH kommt es zu einer Intensivierung der konvektiven Aktivität über dem Südchinesischen Meer und dem westlichen Nordpazifik (Fu et al., 2008). Hierdurch lässt sich die Zunahme der Niederschläge über beiden Regionen erklären. Ein ähnliches Änderungssignal über dem Südchinesischen Meer lässt sich auch in den Projektionen anderer Modelle erkennen (Kimoto, 2005; Oh et al., 2014). Für die Niederschlagsentwicklung über dem westlichen Nordpazifik und beim Änderungssignal des WPSH zeigen sich jedoch Unterschiede (Seo



**Abbildung 5.9.:** Das Hovmöller-Diagramm der Änderungen des mittleren Jahresgangs des Niederschlags (rechts) des Regionalmodells CCLM und des Antriebs MPI-ESM-LR unter dem Emissionsszenario RCP 8.5. Zur räumlichen Einordnung sind auf der linken Seite die Änderungen der Jahresmittel dargestellt. Der Vergleich bezieht sich auf den Zeitraum von 2071 bis 2100 relativ zu 1971 bis 2000 für die südostasiatische Monsunregion (siehe Abschnitt 1.5.3). Zur besseren Darstellung wurde eine gleitende Mittelung von 10 Tagen entlang der Zeitachse durchgeführt. Schattierte Bereiche kennzeichnen Punkte, deren Anomalie bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist (siehe Abschnitt 2.1). Die lila Konturlinien sind Isolinien der absoluten Niederschlagsmengen der Beobachtungen (TRMM 3B42).

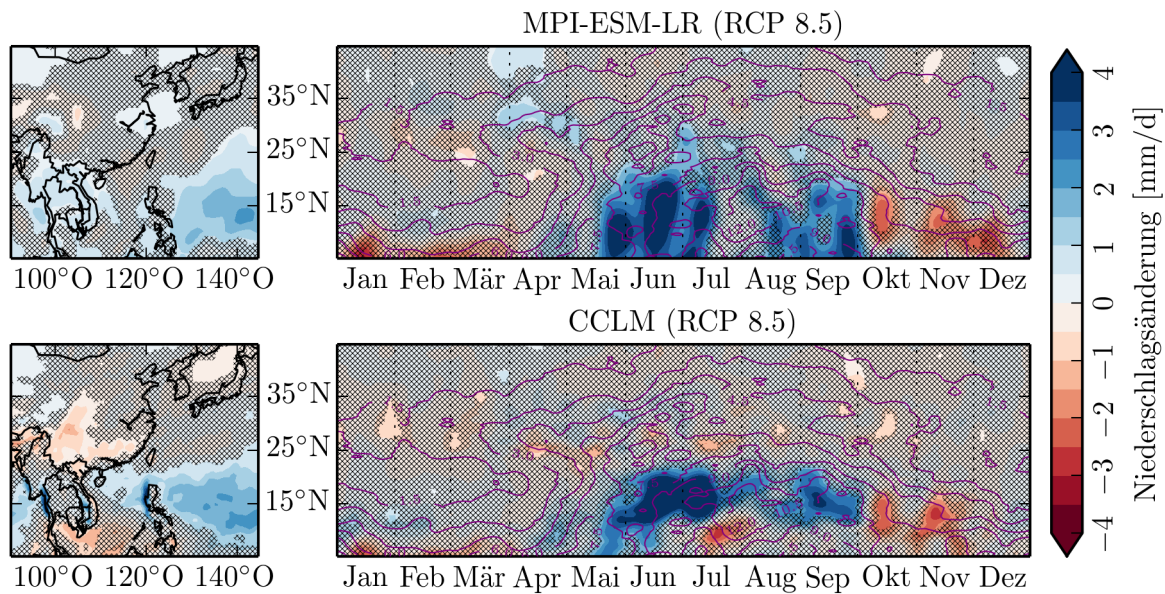
et al., 2013). So wird in vielen Modellen eine Verstärkung des Hochs und daraus folgend eine Abnahme der Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik und eine Zunahme der Niederschläge des ostasiatischen Sommermonsuns simuliert (Kimoto, 2005; Kurihara et al., 2005; Seo et al., 2013; Lee et al., 2014; Oh et al., 2014). Generell herrscht eine große Variabilität in der räumlichen Verteilung der Niederschlagsänderung zwischen den verschiedenen RCMs, GCMs und ESMs. Eine Erklärung für das Änderungssignal von CCLM könnte in der in Abschnitt 3.2.3 beobachteten Wirkung des Antriebs MPI-ESM-LR auf die dynamische Entwicklung des Regionalmodells liegen, da das Erdsystemmodell ebenfalls eine Abschwächung des WPSHs zeigt (siehe Abschnitt 5.3.3). Dies erklärt auch den Unterschied zu früheren Rechnungen von CCLM unter einem anderen Globalmodell als Antrieb (D. Wang et al., 2013). Darüber hinaus ergibt sich eine weitere Unsicherheit aus den Ergebnissen der Evaluierung (siehe Abschnitt 4.4), da CCLM einen deutlichen Niederschlagsbias über der philippinisch-ostasiatische Monsunregion und dem Maritimen Kontinent zeigte.

Für den Rest des Jahres zeigt sich keine statistisch signifikante Änderung für den Monsunindex  $I_{\text{Wang}}$ . Dies folgt aus der geringen und statistisch nicht signifikanten Luftdruckänderung über dem Meer und dem Großteil des asiatischen Kontinentes (siehe Abschnitt 5.3.3).

### 5.6.1. Änderungen in der saisonalen Niederschlagsentwicklung über den verschiedenen Monsunregionen

Die in den vorherigen Abschnitten beobachtete systematische Veränderung der Monsunintensität über dem westlichen Nordpazifik soll im Folgenden hinsichtlich seiner Wirkung auf



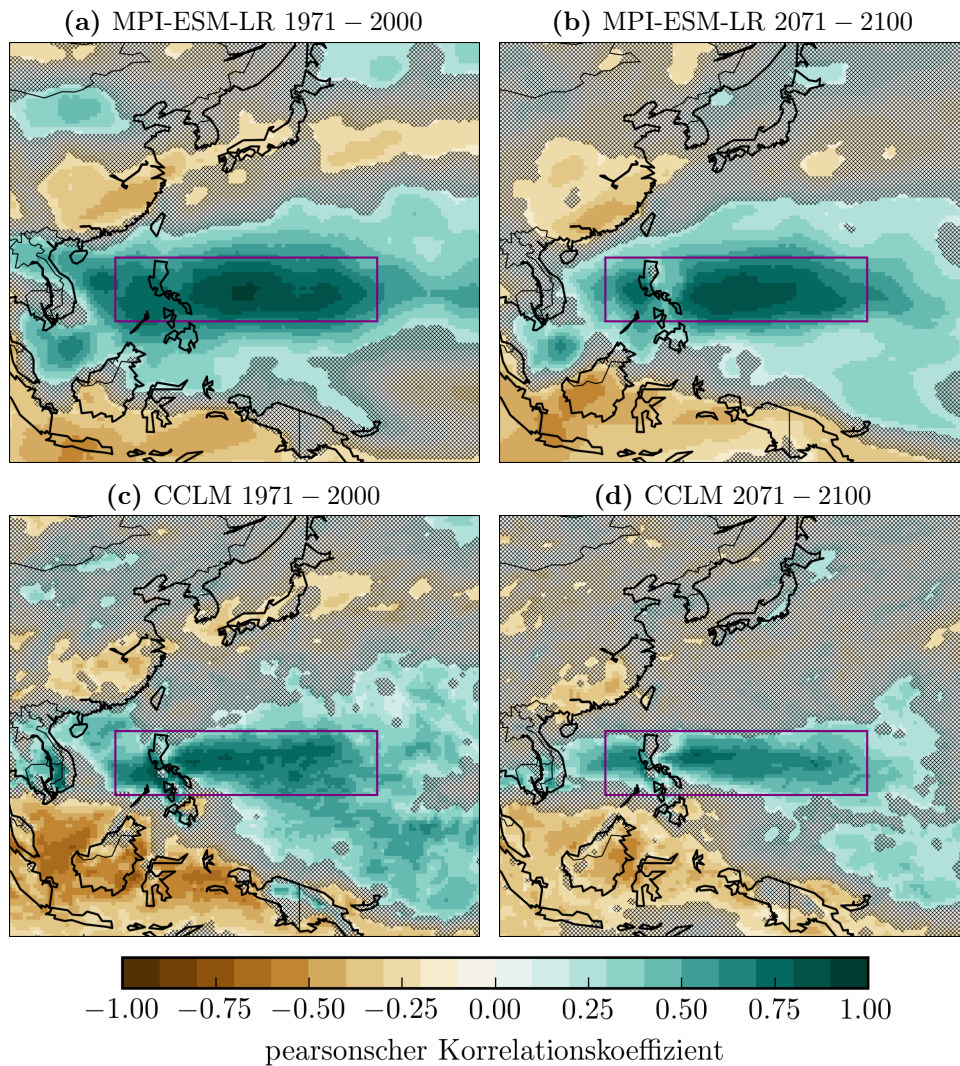


**Abbildung 5.10.:** Analog zu Abbildung 5.9 das Hovmöller-Diagramm für die philippinisch-ostasiatische Monsunregion (nach Abschnitt 1.5.3).

die saisonale Entwicklung des Niederschlags in den verschiedenen Teilsystemen des asiatischen Monsuns genauer betrachtet werden. Analog zu Abschnitt 4.4 werden hierfür die Hovmöller-Diagramme der mittleren saisonalen Niederschlagsentwicklung für die südostasiatische und die philippinisch-ostasiatische Monsunregion untersucht. Die Abbildungen 5.9 und 5.10 zeigen die Diagramme für das Regionalmodell CCLM und den Antrieb MPI-ESM-LR. Die Darstellungen beziehen sich auf die Änderungen für den späten Projektionszeitraum von 2071 bis 2100 relativ zum Referenzzeitraum von 1971 bis 2000 für das RCP 8.5 Emissionsszenario.

Die deutlichsten Änderungen ergeben sich für die südostasiatische Monsunregion (siehe Abbildung 5.9). Sowohl in den Projektionen von CCLM als auch von MPI-ESM-LR ergibt sich eine Zunahme der Niederschläge von Mai bis September um über 4 mm/d für einen Bereich vom Äquator bis 20° N. Wie ein Vergleich mit den Beobachtungen von Abschnitt 5.3.2 zeigt, resultiert diese Zunahme sowohl aus der Erhöhung der Niederschläge über dem Golf von Bengalen und Indochina als auch den Philippinen, dem Südchinesischen Meer sowie dem westlichen Äquatorial- und Nordpazifik. Somit ist diese Zunahme sowohl auf die Intensivierung der konvektiven Aktivität über dem Golf von Bengalen als auch der Verstärkung der Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik zurückzuführen. Im Unterschied zum Antrieb MPI-ESM-LR ist die Zunahme bei CCLM auf einen schmalen meridionalen Bereich begrenzt, da das Regionalmodell keine statistisch signifikante Erhöhung des Niederschlags für den äquatornahen westlichen Pazifik und der Insel Bali simuliert. Für den Zeitraum von Mitte Juli bis Mitte August zeigen beide Modelle eine deutliche Abschwächung der Niederschlagszunahme. Dieses Verhalten kann mit dem, im vorherigen Abschnitt beobachteten, Abfall der Zunahme der Monsunintensität über dem westlichen Nordpazifik (repräsentiert durch den Index  $I_{Wang}$ ) erklärt werden. Die Zunahme des Niederschlags beschränkt sich somit auf den Beginn und das Ende der Regenzeit. Dies führt zu einer deutlicheren Abgrenzung von Regen- und Trockenzeit. Über den Regionen südlich von 5° S simulieren beide Modelle eine Abnahme der Niederschläge im Sommer um über -4 mm/d. Im Vergleich zum Antrieb sind die Änderungen beim Regionalmodell CCLM geringer und erstrecken sich über einen kleineren räumlichen

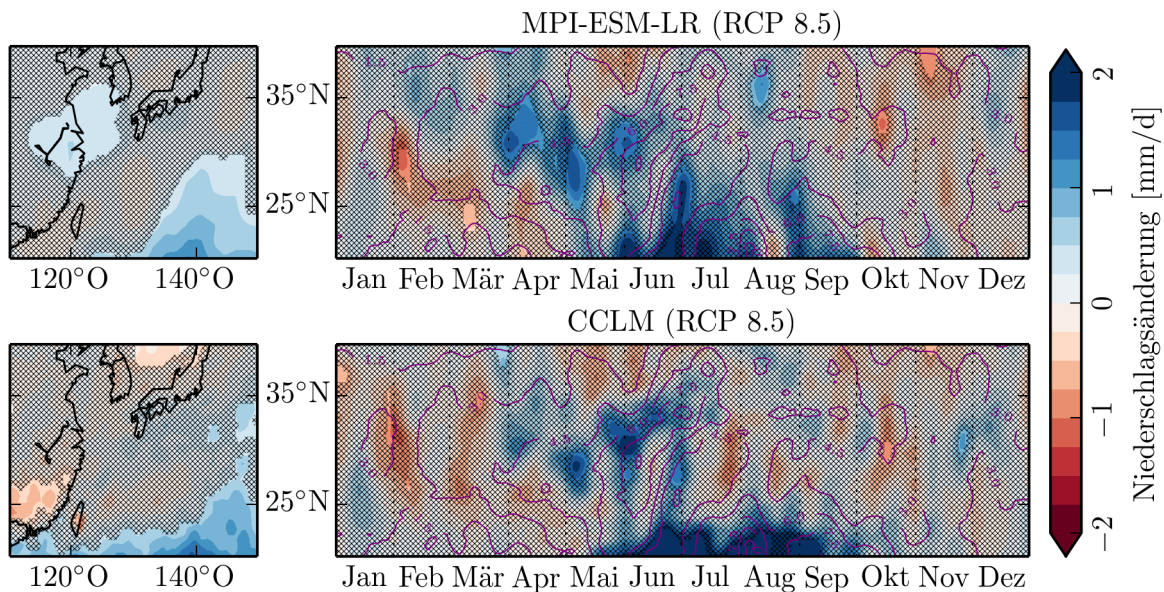
## 5. Projektionen zur zukünftigen Entwicklung des Klimas über CORDEX-Ostasien



**Abbildung 5.11.:** In Anlehnung an Nitta (1987) die Korrelation der Sommerniederschläge (JJA) zwischen allen Gitterpunkten und dem Gebietsmittel der lila umrandeten Region (Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik). Zur Berechnung des pearsonschen Korrelationskoeffizienten dienten dabei die Zeitreihen der Monatsmittel des Niederschlags. Dargestellt sind die Simulationen von MPI-ESM-LR und CCLM für den Referenzzeitraum 1971-2000 und den späten Projektionszeitraum von 2071-2100. Die Projektionen verwendeten das RCP 8.5 Emissionsszenario. x Schattierte Bereiche kennzeichnen Punkte, deren Korrelationskoeffizient bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist (siehe Abschnitt 2.1).

und zeitlichen Bereich. Die räumliche Verteilung der Niederschlagsänderung im Sommer, mit einer Zunahme nördlich von  $5^{\circ}$  S und einer Abnahme südlich, zeigt parallelen mit der von Nitta (1987) beobachteten Korrelation zwischen der konvektiven Aktivität über dem westlichen Nordpazifik einerseits und dem ostasiatischen Monsungebiet sowie dem Maritimen Kontinent andererseits. Im vorliegenden Fall handelt es sich jedoch um ein klimatisches Änderungssignal. Die Vermutung liegt trotzdem Nahe, dass die Zunahme des Niederschlags über dem westlichen Nordpazifik zur Unterdrückung der konvektiven Aktivität über dem Maritimen Kontinent führt. Somit wirkt die Kopplung der beiden Monsunsysteme auch auf klimatischen Zeitskalen.





**Abbildung 5.12.:** Analog zu Abbildung 5.9 das Hovmöller-Diagramm für die ostasiatische Monsunregion (nach Abschnitt 1.5.3).

Für die Wintermonate ergibt sich über der südostasiatischen Monsunregion eine umgekehrte Verteilung, mit einer Abnahme der Niederschläge nördlich des Äquators und einer Zunahme im Süden. Die Änderungen sind jedoch weniger stark ausgeprägt als zum Sommermonsun.

Für die philippinisch-ostasiatischen Monsunregion (siehe Abbildung 5.10) ergibt sich prinzipiell eine ähnliche zeitliche Entwicklung der Niederschlagsänderungen wie sie für die südostasiatische Monsunregion beobachtet wurde. Durch die Wahl der Gebietsgrenzen repräsentiert diese Region das Änderungssignal der Niederschläge des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik deutlicher. Auch hier zeigt sich eine Zunahme der Niederschläge von Mitte Mai bis Mitte Juli und von Mitte August bis Ende September sowie eine geringere Zunahme von Mitte Juli bis Mitte August. Eine wesentliche Auffälligkeit ist die statistisch signifikante Abnahme des Niederschlags im Oktober in beiden Modellen. Diese fällt in den Zeitraum des langsamen südlichen Rückzugs des Sommermonsuns. Die Änderung lässt auf einen beschleunigten Rückzug schließen, so dass sich eine Veränderung in der asymmetrischen Bewegung des Sommermonsuns ergibt (siehe Abschnitt 1.5.3). Für den Bereich nördlich von 25° N ergibt sich kein statistisch signifikantes Änderungssignal sowohl für MPI-ESM-LR als auch für CCLM. Insbesondere zeigt sich kein Hinweis für ein tieferes Eindringen des Sommermonsuns nach Norden. Hierin weichen die Projektionen von CCLM und MPI-ESM-LR von anderen Global- und Regionalmodellen ab, welche eine Zunahme des Niederschlags über der ostasiatischen Monsunregion simulieren (Kurihara et al., 2005; Gao et al., 2008; Seo et al., 2013; Lee et al., 2014; Oh et al., 2014). Darüber hinaus zeigt sich keine Reaktion infolge der Intensivierung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik, wie sie über dem Maritimen Kontinent beobachtet wurde. Daher wird eine Veränderung in der Kopplung der beteiligten Monsunsysteme vermutet.

Um eine eventuelle Veränderung in der Kopplung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik mit dem ostasiatischen Sommermonsun und dem Monsun über dem Maritimen Kontinent zu identifizieren, zeigt Abbildung 5.11 die räumliche Verteilung der pearsonschen Korrelationskoeffizienten. Insbesondere das Regionalmodell CCLM zeigt eine Abschwächung

der Korrelation über den genannten Gebieten. Dies deutet auf eine Entkopplung der Monsunsysteme hin. Das Globalmodell MPI-ESM-LR zeigt eine solche Veränderung nicht, so dass die Abschwächung im CCLM auf einen Zunehmenden Einfluss der kleinskaligen turbulenten Niederschlagsprozesse zurückgeführt werden könnten, welche vom Globalmodell nur unzureichend abgebildet werden. Die unterschiedliche Änderung der Korrelationskoeffizienten beider Modell über dem Maritimen Kontinent erklärt zudem die geringere Abnahme der Sommerniederschläge im Regionalmodell CCLM.

Abbildung 5.12 zeigt das Hovmöller-Diagramm für die ostasiatische Monsunregion. Sowohl das Regionalmodell CCLM als auch der Antrieb MPI-ESM-LR zeigen über weite Teile der Region keine statistisch signifikanten Änderungssignale. Infolge der Intensivierung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik kommt es südlich von  $25^\circ$  N von Juni bis September zu einer Zunahme der Niederschläge. Für die Niederschläge des Meiyu-Baiu Regenbandes deutet sich ebenfalls eine Zunahme der Niederschläge von Anfang Mai bis Ende Juni an. Diese Zunahme bei gleichzeitiger Intensivierung der konvektiven Aktivität über dem westlichen Nordpazifik und der Südchinesischen Meer deutet ebenfalls auf eine Entkopplung der regionalen Monsunsysteme hin. Im Falle des Meiyu-Baiu Phänomens äußert sich die Kopplung im nordwärtigen Transport feuchter Luft durch das WPSH (siehe Abschnitt 1.5.3). Die in Abschnitt 5.3.3 beobachtete Abschwächung des WPSH im Sommer sollte demnach zu einer Verringerung dieses Transports und damit der Niederschläge innerhalb des Meiyu-Baiu Regenbandes führen. Die Zunahme der Niederschläge deutet somit auf eine geringere Abhängigkeit des Meiyu-Baiu Phänomens von diesem Feuchtetransport hin.

## 5.7. Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Klimaprojektionen von CCLM und STARS vorgestellt. Diese Untersuchung diente zur Identifikation und Einordnung von signifikanten Klimaänderungssignalen der 2m-Temperatur, des Niederschlags und Luftdrucks über CORDEX-Ostasien. Im Sinne einer späteren Ensemblebildung im Rahmen des CORDEX sollten dabei auch Ähnlichkeiten und Unterschiede beider Regionalmodelle erfasst werden, um einen Eindruck von der Robustheit der simulierten Änderungssignale zu erhalten.

Für das statistische Modell STARS offenbarte die Untersuchung eine wesentliche Beschränkung in der Anwendbarkeit. So konnten nur Simulationen für den nahen Projektionszeitraum von 2013 bis 2046 sowie die relativ schwachen Emissionsszenarien RCP 2.6 und RCP 4.5 durchgeführt werden. Für spätere Zeiträume oder das relativ starke Emissionsszenario RCP 8.5 konvergierte der Algorithmus nicht. Für den nahen Projektionszeitraum ergeben sich nur wenige statistisch signifikante Änderungssignale und leichte Unterschiede in den Änderungen über die verschiedenen Modelle und Emissionsszenarien. Als deutliches und robustes Signal findet sich eine Erhöhung der 2m-Temperatur sowie eine verstärkte Erwärmung über dem Norden CORDEX-Ostasiens im Sommer. Die Änderungssignale aller Modelle und Emissionsszenarien liegen für den nahen Projektionsbereich im Gebietsmittel unterhalb von 1.0 K. Sowohl für den Niederschlag als auch den Luftdruck auf Meeressniveau lassen sich, aufgrund der hohen interannulären Variabilität, meist nur statistisch nicht signifikante Änderungen identifizieren. Zudem zeigen sich vor allem im Norden deutliche Unterschiede zwischen den beiden Regionalmodellen und den Emissionsszenarien.

Deutlichere und robustere Änderungssignale lassen sich erst für den mittleren und späten Projektionszeitraum sowie das stärkere Emissionsszenario RCP 8.5 erkennen. Entsprechende Rechnungen konnten jedoch nur für das dynamische Regionalmodell CCLM durchgeführt wer-

den. Die Projektionen zeigen eine regional differenzierte Erwärmung über CORDEX-Ostasien, mit einer systematisch höheren Erwärmung über dem Kontinent gegenüber dem Meer in jeder Jahreszeit. Für den späten Projektionszeitraum und das Emissionsszenario RCP 8.5 variiert der Temperaturanstieg zwischen 2.6 K und 6.3 K über der Region. Bis zum Ende des 21. Jahrhunderts ergibt sich zudem eine statistisch signifikante Erhöhung der Niederschläge über dem Golf von Bengalen, über dem Südchinesischen Meer und dem westlichen Nordpazifik. Dem entgegen wird über dem Indischen Ozean und Teilen des Maritimen Kontinents eine Abnahme der Niederschläge simuliert. Die simulierten Änderungen stimmen jedoch nur teilweise mit den Projektionen anderer Modelle überein. Die Unterschiede von CCLM können zum Teil auf den Einfluss des Antriebs zurückgeführt werden. Die Simulationen von CCLM zeigen zudem eine Verstärkung von hohen Niederschlagsintensitäten (insbesondere der Extremniederschläge) über den südlichen Teilregionen im Sommer. Dies gilt selbst in Regionen mit einer mittleren Niederschlagsabnahme wie Indonesien. Für die Änderungen des Luftdrucks auf Meeresebene ergibt sich ein mit den Niederschlagsänderungen konsistentes Bild einer Abschwächung des WPSH und einer Zunahme des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet.

Für den östlichen Ast der indischen Monsunzirkulation zeigt sich eine Abschwächung infolge der Zunahme des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet im Sommer. Die Abschwächung der Zirkulation führt dabei zu einer Verringerung der Niederschläge über Nordindien und dem Himalaya. Dies kann potentiell zu einer Verringerung der transportierten Wassermenge in den Flüssen Ganges und Brahmaputra und damit einer Verringerung der Wasserverfügbarkeit führen. Für den Sommermonsun über dem westlichen Nordpazifik ergibt sich eine Verstärkung der konvektiven Aktivität und eine Abschwächung des WPSH. Zudem wurde ein Hinweis auf eine Veränderung in der asymmetrischen Bewegung der Monsunniederschläge gefunden. Die Zeitreihen der Sommerniederschläge über dem Maritimen Kontinent und der philippinisch-ostasiatischen Monsunregion deuten auf eine Entkopplung der beteiligten Monsunsysteme hin. Für die ostasiatische Monsunregion zeigt sich eine leichte Erhöhung der Niederschläge innerhalb des Meiyu-Baiu Regenbandes.



# Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit wurden das statistische Modell STARS und das dynamische Regionalmodell CCLM verwendet, um Klimasimulationen für die Region CORDEX-Ostasien zu entwickeln. Besonderes Augenmerk lag dabei auf dem statistischen Modell STARS, da das Modell erstmals auf kontinentaler Ebene angewendet wurde. Um eine Vergleichbarkeit der beiden fundamental verschiedenen Modellierungsansätze im Rahmen des CORDEX zu erhalten, wurde ein einheitlicher Simulations-, Evaluierungs- und Projektionsaufbau erstellt. Die Prüfung der Anwendbarkeit und die Bestimmung der Modellgrenzen innerhalb dieses Rahmens stellt ein wichtiges Ergebnis dieser Arbeit dar.

Das in Kapitel 2 entwickelte Evaluierungsschema wurde mit der Zielstellung erstellt, eine zeitnahe Auswertung einer Vielzahl von Simulationen bei gleichzeitiger Beachtung der Komplexität des betrachteten Klimasystems zu ermöglichen. Um eine einfache Interpretation und Erweiterbarkeit des Schemas zu gewährleisten, wurde sich für ein Gütekennzahlensystem basierend auf einer linearisierten Form der relativen Modelldifferenz entschieden. Um den Skalierungsfaktor nicht an ein einzelnes Modell zu koppeln, wurde, als entscheidender Unterschied zur relativen Modelldifferenz, ein Verteilungsparameter (90 %-Quantil) eines GCM-Ensembles als künstliches Relativmodell verwendet. Insbesondere im Hinblick auf die Kalibrierung des statistischen Modells STARS wurden zusätzlich Teilgütekennzahlen auf Basis von bivariaten statistischen Maßen implementiert. Die Implementierung dieser Maße ist eine Besonderheit des entwickelten Gütekennzahlensystems, da eine solche bivariate Betrachtungsweise in der Regel nicht Teil der Modellevaluierung von Regionalmodellen ist. Der einfache Aufbau der Gesamtgütekennzahl erlaubt für zukünftige Studien die Berücksichtigung der statistischen Signifikanz der einzelnen Teilgütekennzahlen sowie eine Implementierung von räumlichen Kausalitäts- oder Korrelationsmaßen.

Auf Basis des entwickelten Evaluierungsschemas wurden CCLM und STARS für die Region CORDEX-Ostasien kalibriert. Der Parameterraum des statistischen Modells STARS konnte dabei umfassend und systematisch untersucht werden, wodurch eine Berücksichtigung der Wechselwirkungen zwischen verschiedenen Parametertypen möglich war. Es zeigt sich der größte Einfluss durch die Wahl der Blocklänge und die Anzahl der Clusterklassen. Daher kann vermutet werden, dass der gewählte Clusteralgorithmus einen großen Einfluss auf die Modellrechnungen hat. Somit bieten sich zukünftige Untersuchungen im Hinblick auf verschiedene Clusteralgorithmen an. Zudem könnte in diesem Zusammenhang auch die Nutzung eines Fuzzy-Clustering (Bezdek, 1981) zur Erhöhung der Menge der Einwechselkandidaten beim Blockaustausch untersucht werden. Als weiterer wichtiger Parameter konnte die Anzahl und Position der Referenzstationen identifiziert werden. Insbesondere deren Position zeigt jedoch einen unsystematischen Einfluss. Hier sind weitere Untersuchungen notwendig, um gegebenenfalls einen besseren Algorithmus zur Positionsbestimmung zu finden. In Übereinstimmung mit F. Wechsung und M. Wechsung (2014) offenbarte sich eine fundamentale Schwäche des statistischen Modells STARS in Bezug auf die Übertragung des Änderungssignals der charakteristischen Variablen auf die abhängigen Variablen. Dabei gelang mit Hilfe der bivariaten Gütekennzahlen eine direkte Abbildung des entsprechenden Effektes sowie die Identifikation der entscheidenden Mechanismen. So führt ein häufiger Blockaustausch in Verbindung mit

einer unterschiedlichen Variablenkorrelation auf den relevanten Zeitskalen (Blocklänge und Jahre) zu einer Verstärkung der Fehleinschätzung des Änderungssignals der abhängigen Variablen. Eine erste Berücksichtigung dieser Modellschwäche erfolgte durch einen detaillierten Vergleich der Variablenkorrelationen zwischen Temperatur und Niederschlag auf der Zeitskala der Blöcke gegenüber von Jahren in Abschnitt 1.4.4. Dies führte zur Identifikation von Regionen und Monaten, in denen eine Fehleinschätzung des Modells zu erwarten ist. Zwar kann angenommen werden, dass sich der Effekt mit einer längeren Beobachtungszeitreihe verringert, eine Behebung dieser Fehleinschätzung kann jedoch nur durch die Vorgabe eines multivariaten Änderungssignals (anstatt eines univariaten Änderungssignals) geschehen. Dies bedarf jedoch einer vollständigen Neustrukturierung des Modells.

Im Gegensatz zum statistischen Modell STARS konnte für das dynamische Regionalmodell CCLM aufgrund von Rechenzeitbegrenzung und der großen Anzahl an Parametern nur ein Unterraum des verfügbaren Parameterraums zur Kalibrierung betrachtet werden. Die optimale Kalibrierung wurde im wesentlichen durch die grobe Auflösung des Modells bedingt. So musste die Vielzahl der subskaligen Prozesse durch komplexe Ausführungen der jeweiligen physikalischen Parametrisierung simuliert werden. Durch eine Anpassung der numerischen Integration konnte zwar ebenfalls die Güte der Simulationen verbessert werden, aufgrund des teilweise unsystematischen Verhaltens des Modells war das entscheidende Auswahlkriterium hier jedoch die Rechengeschwindigkeit. Insbesondere in den Monsungebieten zeigt sich eine Beeinflussung durch die Wahl der Parametrisierung für subskalige Konvektion und Bewölkung, da hier kleinskalige Effekte dominieren. Innerhalb der Rahmenvorgabe des CORDEX könnte daher eine gezielte Anpassung dieser Parametrisierungen zu einer Verbesserung der Simulation führen. Außerhalb dieses Rahmens kann eine Verbesserung durch eine Erhöhung der Auflösung erreicht werden, da in diesem Fall mehr kleinskalige Effekte vom Modell direkt aufgelöst werden und dadurch die Notwendigkeit einzelner Parametrisierungen wegfällt. Aufgrund des Einflusses des Ozeans und der großskaligen Zirkulation auf die spezifische Ausprägung der Monsunzirkulation besteht auch ein Verbesserungspotential durch die Kopplung von CCLM an ein regionales Ozeanmodell und die stärkere Bindung an den Modellantrieb über eine Spektrale-nudging-Technik.

Neben der eigentlichen Modellkalibrierung wurde im Rahmen dieser Arbeit auch der Einfluss des verwendeten Modellantriebs auf die Simulationen von CCLM und STARS systematisch untersucht. Dabei ergab sich für beide Modelle ein gegensätzliches Verhalten hinsichtlich der Wirkung des Antriebs auf die mittleren klimatischen Verhältnisse und die dynamische Entwicklung. Für zukünftige Untersuchungen bietet sich daher eine Kombination der beiden Modellierungsansätze an, um den Vorteil beider Wirkungswege zu nutzen.

Im Anschluss an die Kalibrierung wurden CCLM und STARS einer abschließenden Evaluierung unterzogen. Dabei zeigten sich Ähnlichkeiten in der Überschätzung der Temperatur im Winter über den nördlichen Bereichen CORDEX-Ostasiens und im ganzjährigen Bias des Luftdrucks über dem Hochland von Tibet. Deutliche Unterschiede ergeben sich in der räumlich heterogenen Verteilung der Abweichungen des Niederschlags. Aufgrund der ähnlichen Größenordnung des Bias sind keine deutlichen Qualitätsunterschiede zwischen den beiden Modellen erkennbar.

Größere Differenzen zeigen sich jedoch bei der Untersuchung der saisonalen Charakteristik der Abweichungen insbesondere für die Niederschläge des Sommermonsuns. Dabei wird beim dynamischen Regionalmodell CCLM eine Unterschätzung der Intensität des indischen Sommermonsuns und eine Überschätzung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik beobachtet. Letztere tritt in Verbindung mit einer Unterschätzung der Niederschläge über Indonesien und innerhalb des Meiyu-Baiu Regenbandes auf. Trotz dieses Bias konnte im Rahmen

der Untersuchung gezeigt werden, dass das Regionalmodell CCLM die dynamische Kopplung der beteiligten Monsunsysteme korrekt abbildet. Vom statistischen Modell wird die Kopplung leicht unterschätzt.

In Bezug auf die saisonale Charakteristik der Abweichungen von den Beobachtungen offenbarte sich beim statistischen Modell STARS eine weitere Schwachstelle. Dabei handelt es sich um eine systematische Deformation des Jahresgangs, insbesondere in Regionen mit ausgeprägter Saisonfigur wie Indien und Südchina. Diese Abweichung ist auf die Datumstoleranz beim Blockaustausch zurückzuführen und muss bei der Interpretation der Projektionen beachtet werden. Wie die detaillierteren Untersuchungen über den Monsunregionen zeigen, beeinflusst dies auch die simulierte raum-zeitliche Entwicklung der Monsunzirkulation und der damit assoziierten Niederschläge. Eine grobe Ausbesserung dieser Fehleinschätzung kann durch ein Verkürzen der Datumstoleranz geschehen. Dies beeinflusst jedoch die Konvergenzeigenschaften des Algorithmus negativ, so dass weitere Lösungsansätze untersucht werden müssen, um die Anwendbarkeit von STARS in Gebieten mit ausgeprägter Saisonfigur zu verbessern. Zu diesen Lösungsansätzen zählt beispielsweise die regionale Anpassung des Nachbarschaftskriteriums oder eine zielgesteuerte probabilistische Auswahl der Blöcke oder der Datumstoleranz.

Unter Berücksichtigung der beobachteten systematischen Abweichungen wurden Projektionen für die zukünftige Entwicklung des Klimas CORDEX-Ostasiens mit CCLM und STARS erstellt und untersucht. Zur Wahrung der Modellannahmen mussten dabei die Simulationen des statistischen Modells STARS auf den nahen Projektionszeitraum von 2020 bis 2046 sowie die relativ schwachen Emissionsszenarien RCP 2.6 und RCP 4.5 beschränkt werden. Für einen späteren Zeitraum und das Emissionsszenario RCP 8.5 konvergierte der Algorithmus nicht. Damit konnte eine wesentliche Begrenzung für die Anwendbarkeit des statistischen Modells identifiziert werden. Aufgrund dieser Beschränkungen konnten für die Projektionsrechnungen nur wenige statistisch signifikante und robuste Änderungssignale beobachtet werden. So ergab sich beispielsweise für die Temperatur eine leichte Erhöhung von bis zu 1.0 K für alle Modelle und Emissionsszenarien im nahen Projektionszeitraum. Die räumliche Verteilung der Änderungen variiert jedoch zwischen den Modellen und Emissionsszenarien. Für die Änderung des Niederschlags und des Luftdrucks ergeben sich größere Unterschiede. Aufgrund der großen interannulären Variabilität beider Variablen lassen sich keine statistisch signifikanten oder robusten Änderungssignale ableiten. Es kann daher davon ausgegangen werden, dass selbst durch eine Vergrößerung des Modellensembles keine robusten Aussagen zu den Änderungssignalen des Niederschlags und des Luftdrucks für den nahen Projektionszeitraum gemacht werden können.

Um festzustellen ob sich dieses Verhalten auch für einen späteren Projektionszeitraum fortsetzt, wurden Rechnungen des dynamischen Regionalmodells CCLM für den mittleren und späten Projektionszeitraum bis 2100 sowie das Emissionsszenario RCP 8.5 durchgeführt und untersucht. Analog zum nahen Projektionszeitraum zeigen die Projektionen eine zunehmende Erhöhung der 2 m-Temperatur mit einer unterschiedlichen Erwärmung von Land und Meer. Da die Land-See-Zirkulation eine wesentliche dynamische Komponente des Monsunsystems darstellt, lässt sich aus dem Änderungssignal des Temperaturgradienten zwischen Land und Meer auch eine Änderung der Monsunzirkulation und der damit verbundenen Niederschläge ableiten. So führt die erhöhte Temperatur über dem Golf von Bengalen und dem Südchinesischen Meer zu einer verstärkten Verdunstung und einer statistisch signifikanten Erhöhung der Niederschläge über diesen Regionen. Generell ergeben sich die stärksten positiven und negativen Niederschlagsänderungen über dem Meer und den südlichen Inseln. Die deutlichste Luftdruckänderung ist über dem Hochland von Tibet zu finden. Eine Zunahme des Luftdrucks im Sommer führt dabei zu einer Abschwächung der Zirkulation im östlichen Ast des



indischen Sommermonsuns. Es ist anzunehmen, dass sich die damit assoziierte Verringerung der Niederschläge über Nordindien negativ auf die landwirtschaftliche Produktivität auswirkt. Die verringerten Niederschläge könnten zudem zu einer Abnahme der durch die Flusssysteme des Ganges und des Brahmaputra transportierten Wassermengen führen und damit die ökologischen und ökonomischen Systeme der Region beeinträchtigen. Aus diesem Grund ist eine weitere Untersuchung dieses Änderungssignals und ein Vergleich der Projektionen mit anderen Modellrechnungen im Rahmen des CORDEX notwendig.

Über dem westlichen Nordpazifik zeigen die Projektionen von CCLM eine Abnahme des WPSH im Sommer sowie eine Intensivierung des Sommermonsuns. Letztere ist mit einer Erhöhung der Niederschläge über den Philippinen und dem Südchinesischen Meer verbunden. Für die Niederschläge innerhalb des Meiyu-Baiu Regenbandes wird ebenfalls eine leichte Zunahme simuliert. Die Veränderung der räumlichen Korrelation des Sommerniederschlags über der philippinisch-ostasiatischen Monsunregion im CCLM deutet auf eine Entkopplung der regionalen Monsunsysteme hin. Für eine abschließende Beurteilung dieses Phänomens ist jedoch eine detailliertere Untersuchung der simulierten atmosphärischen Zirkulation über Ostasien notwendig.

Eine weitere wichtige Beobachtung in den Projektionen von CCLM ist die systematische Erhöhung der Intensität von Extremniederschlägen. Besonders deutlich ist diese Zunahme im Sommer für Regionen unter dem Einfluss des ostasiatischen Sommermonsuns wie Japan und Südchina. In diesen Teilregionen wird eine Verschiebung der Niederschlagsverteilung zu seltenen und starken Niederschlagsereignissen simuliert. Für Indonesien zeigt sich trotz einer mittleren Niederschlagsabnahme keine Verringerung in der Intensität von Extremniederschlägen. Aufgrund der Wirkung von Extremniederschlägen auf die Natur, Menschen und Wirtschaftssysteme ist es von großer Wichtigkeit die Projektionen im Hinblick auf deren Robustheit zu untersuchen. Darüber hinaus offenbaren die Projektionen des Niederschlagsrückgangs über Nordindien die Notwendigkeit einer systematischen Untersuchung im Hinblick auf Trockenheits- und Dürreextrema.

Die Projektionen von CCLM und STARS offenbaren deutliche Änderungen der klimatischen Bedingungen in der Region CORDEX-Ostasien. Die Entwicklung von Maßnahmen zur Anpassung und Vermeidung dieser Änderungen sind eine wesentliche Aufgabe für die wissenschaftliche Forschung in den nächsten Jahren. Insbesondere dynamische Regionalmodelle machen eine systematische Untersuchung solcher Maßnahmen unter den Bedingungen des Klimawandels möglich. So konnten beispielsweise Gao et al. (2003) im Rahmen von Simulationen eines dynamischen Regionalmodells einen deutlichen Einfluss von Landnutzungsänderungen auf das Klima in China nachweisen. Eine ähnliche Untersuchung bietet sich auch mit CCLM an, so dass ein systematischer Vergleich der Rechnungen im Hinblick auf eine Abschätzung der Wirkung dieser Maßnahme möglich ist. Die Simulationen, welche im Rahmen dieser Arbeit erstellt wurden, können darüber hinaus einen wichtigen Beitrag für die Maßnahmenentwicklung, durch die Bereitstellung eines klimatischen Hintergrunds für die Rechnungen von Wirkungsmodellen, leisten. Eine erste Anwendung in dieser Hinsicht erfuhren die Rechnungen bereits innerhalb von zwei umfassenden Studien zur modellbasierten Entwicklung von Anpassungs- und Vermeidungsmaßnahmen in China.

Die vorliegende Arbeit zeigt, dass es technisch möglich ist das statistische Klimamodell STARS für die Region CORDEX-Ostasien aufzusetzen und Projektionen zu entwickeln. Bei der Evaluierung zeigte das Modell eine ähnliche Qualität wie die Simulationen des dynamischen Regionalmodells CCLM. Die Untersuchung zeigte jedoch auch, dass die Güte der Simulationen im wesentlichen durch die räumliche und zeitliche Dimension sowie die Qualität des Antriebsdatensatzes bestimmt wird. Aus diesem Grund eignet sich das Modell primär zur Simulation

kleiner Flusseinzugsgebiete mit hinreichend dichtem Stationsnetz und langen Beobachtungszeitreihen. Durch den vom CORDEX definierten Simulationsrahmen musste STARS unter suboptimalen Bedingungen betrieben werden. Bedingt durch die zugrundeliegenden Modellannahmen eignet sich das statistische Modell in erster Linie zur Simulationen eines zeitlich nahen Projektionszeitraums und kleinen Regionen mit einem räumlich homogenen Temperaturänderungssignals. Zudem sollte das Änderungssignal der abhängigen Variablen stets mit Rechnungen von dynamischen Zirkulationsmodellen auf seine physikalische Konsistenz geprüft werden.

Das dynamische Regionalmodell CCLM konnte ebenfalls im Rahmen dieser Arbeit erfolgreich für die Region CORDEX-Ostasien aufgesetzt und angepasst werden. Durch die Konzeption des Modells auf Basis von physikalischen Grundsätzen konnten spätere Projektionszeiträume und stärkere Emissionsszenarien simuliert werden. Insbesondere für den späten Projektionszeitraum ist jedoch zu beachten, dass das Modell keine Landnutzungsänderungen oder dynamische Wechselwirkungen mit dem Ozean berücksichtigt. Darüber hinaus zeigte die Untersuchung, dass das Änderungssignal durch den verwendeten Antrieb beeinflusst wird. Zudem konnten, durch die Beschränkung auf eine Simulation pro Emissionsszenario, keine Aussagen über die innere Modellschwankung getroffen werden. Daher ist eine Erweiterung der Simulationen auf eine umfangreiche Simulationsmatrix und eine damit verbundene Einordnung der Modellrechnungen in das CORDEX notwendig.



# A. Anhang

## A.1. Dekorrelationszeit

Um die zeitliche Länge der Erhaltungsneigung eines atmosphärischen Zustandes (Persistenz) abzuschätzen, existieren eine Reihe von statistischen Methoden (Trenberth, 1985). Im Rahmen dieser Arbeit wurde die Dekorrelationszeit, aufgrund ihrer mathematischen Einfachheit, als Maß für die Persistenz gewählt. Anschaulich gesprochen, stellt die Dekorrelationszeit  $\tau_D$  den Zeitraum dar, welcher zwischen benachbarten Zeitpunkten entfernt werden muss, um die, auf diese Weise ausgedünnte, Zeitreihe als effektiv statistisch unkorreliert anzusehen (Leith, 1973). Somit kann  $\tau_D$  als statistische Zeitmaß der Erhaltungsneigung oder Persistenz einer Zeitreihe angesehen werden.

Als Ausgangspunkt zur Herleitung von  $\tau_D$  stellt man sich die zu untersuchende Zeitreihe der Länge  $N$  als Realisierung eines schwachen stationären stochastischen Prozesses  $\mathbf{x}$  vor:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix} \quad \text{mit } \mathbb{E}(x_t) = 0 \quad \text{und} \quad \text{Var}(x_t) = \sigma^2 \quad \forall t. \quad (\text{A.1})$$

Dabei bezeichnet  $\mathbb{E}(x_t)$  den Erwartungswert und  $\text{Var}(x_t)$  die Varianz für einen festen Zeitpunkt  $t$ . Die Dekorrelationszeit bezieht sich stets auf ein statistisches Maß. Im Rahmen der vorliegenden Arbeit soll die Dekorrelationszeit für die Bildung des arithmetischen Mittelwertes  $\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t$  über alle Zeitpunkte  $t$  betrachtet werden. In diesem Fall ist  $\tau_D$  nach von Storch und Zwiers (1999) folgendermaßen definiert:

$$\tau_D = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\text{Var}(\bar{\mathbf{x}})}{\text{Var}(\bar{\mathbf{x}}_{iid})}. \quad (\text{A.2})$$

Dabei bezeichnet  $\text{Var}(\bar{\mathbf{x}}_{iid})$  den Fall identisch und unabhängig verteilter  $x_t$  (*iid*). Für diese gilt folgender Zusammenhang:

$$\text{Var}(\bar{\mathbf{x}}_{iid}) = \frac{\sigma^2}{n}. \quad (\text{A.3})$$

In meteorologischen Zeitreihen liegt für gewöhnlich eine Autokorrelation vor, so dass  $\text{Var}(\bar{\mathbf{x}}) \neq \text{Var}(\bar{\mathbf{x}}_{iid})$  gilt. Somit muss ein Ausdruck für  $\text{Var}(\bar{\mathbf{x}})$  gefunden werden. Bei einem schwach stationären stochastischen Prozess kann man die Varianz mit Hilfe der Kovarianz-

funktion  $\gamma(i - j) := \mathbb{E}(x_i x_j)$  bestimmen:

$$\begin{aligned}
 \text{Var}(\bar{x}) &= \mathbb{E}(\bar{x}^2) \\
 &= \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n \mathbb{E}(x_i x_j) \\
 &= \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n \gamma(i - j) \\
 &= \frac{1}{n^2} \sum_{k=-(n-1)}^{n-1} (n - |k|) \gamma(k) .
 \end{aligned} \tag{A.4}$$

Durch einsetzen von (A.3) und (A.4) in Gleichung (A.2) ergibt sich für die Dekorrelationszeit  $\tau_D$  folgender Ausdruck:

$$\begin{aligned}
 \tau_D &= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{\sigma^2} \frac{1}{n^2} \sum_{k=-(n-1)}^{n-1} (n - |k|) \gamma(k) \\
 &= \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=-(n-1)}^{n-1} \left(1 - \frac{|k|}{n}\right) \frac{\gamma(k)}{\sigma^2} \\
 &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left(2 \sum_{k=1}^{n-1} \left(1 - \frac{k}{n}\right) \rho(k) + 1\right) \\
 &= 1 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} \rho(k) .
 \end{aligned} \tag{A.5}$$

Hierbei ist  $\rho(k) = \gamma(k)/\sigma^2$  die Autokorrelationsfunktion. Die auf diese Weise definierte Dekorrelationszeit  $\tau_D$  setzt die Kenntnis Autokorrelationsfunktion der Grundgesamtheit voraus. In der praktischen Anwendung ist diese in der Regel nicht zugänglich. Nach Thiébaux und Zwiers (1984) wird die Autokorrelationsfunktion durch deren Stichprobenwert

$$r(k) = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \tag{A.6}$$

ersetzt. Der Mittelwert  $\bar{x}$  wird nach Gleichung (2.2) ermittelt.

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit soll die Dekorrelationszeit verwendet werden, um die Persistenz des Wetter- oder Witterungsgeschehens abzuschätzen. Meteorologische Zeitreihen enthalten jedoch in der Regel einen Jahrgang, welcher bei den hier durchgeführten Berechnungen nicht in die Dekorrelationszeit eingehen soll. Darüber hinaus kann man in vielen Fällen einen linearen Trend identifizieren, welcher gegen die Annahme der schwachen Stationarität verstößt. Um diese beiden Bestandteile der zu untersuchenden Zeitreihe zu unterdrücken und die Persistenz des Wetter- oder Witterungsgeschehens isoliert zu betrachten wurde im Vorfeld eine STL-Zerlegung (Seasonal-Trend based on Loess) (Cleveland et al., 1990) durchgeführt.

## A.2. Quantilregression

Mit Hilfe der Quantilregression können lineare Regressionsmodelle für einzelne Quantile einer sich zeitlich entwickelnden Verteilung bestimmt werden (Koenker und Bassett, 1978). Im Rah-

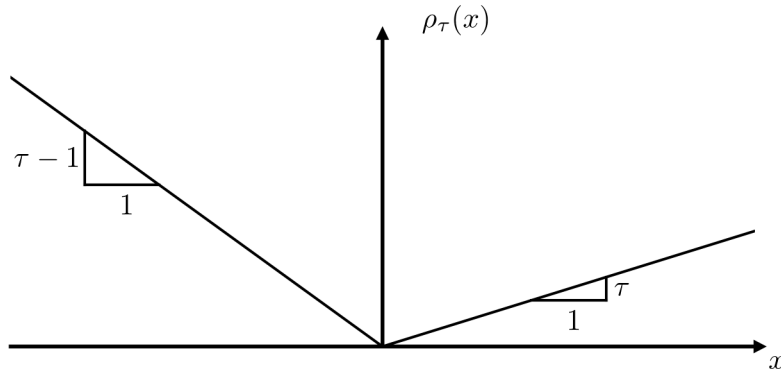


Abbildung A.1.: Allgemeiner Verlauf der Kostenfunktion (A.9).

men der vorliegenden Arbeit wird sie zur Untersuchung der zukünftigen Entwicklung von Extremniederschlägen verwendet. Konkret soll die Änderung der jährlichen Niederschlagsverteilung untersucht werden. Die Verteilung eines Jahres wird dabei aus den 365 oder 366 täglichen Niederschlagsereignissen  $N_i$  gebildet. Der Vorteil der Quantilregression liegt in der Verwendung der gesamten mehrjährigen Zeitreihe von Tagesniederschläge zur Bildung des linearen Regressionsmodells eines Quantils.

Die Quantilregression basiert auf der Formulierung der Quantilbestimmung als Optimierungsproblem. Anstelle der Größensortierung und Abzählung der Werte kann die Bestimmung eines  $\tau$ -Quantils<sup>1</sup>  $\tilde{N}_\tau$  einer Verteilung von täglichen Niederschlägen  $N_i$  durch Minimierung der folgenden Funktion erfolgen:

$$F_\tau(\xi) = \sum_i \rho_\tau(N_i - \xi), \quad (\text{A.7})$$

$$F_\tau(\tilde{N}_\tau) = \min_\xi F_\tau(\xi). \quad (\text{A.8})$$

Die Kostenfunktion  $\rho_\tau(x)$  ist folgendermaßen definiert:

$$\rho_\tau(x) = \begin{cases} \tau \cdot x, & \text{wenn } x \geq 0 \\ (1 - \tau) \cdot x, & \text{wenn } x < 0 \end{cases}. \quad (\text{A.9})$$

Abbildung A.1 zeigt den allgemeinen Verlauf der Kostenfunktion.

Ersetzt man in Gleichung (A.7)  $\xi$  durch eine lineare Funktion  $\hat{N}(t_i, m, c)$ , welche jedem Zeitpunkt  $t_i$  einen Niederschlagswert  $\hat{N}$  zuordnet, so ergeben sich durch Minimierung von  $F_\tau(\hat{N})$  die Schätzwerte des Anstiegs  $m$  und der Verschiebungskonstante  $c$  für das jeweilige Quantil ( $m_\tau$  und  $c_\tau$ ):

$$F_\tau(m_\tau, c_\tau) = \min_{m,c} \sum_i \rho_\tau(N_i - \hat{N}(t_i, m, c)). \quad (\text{A.10})$$

Alternativ besteht auch die Möglichkeit, den Anstieg und die Verschiebungskonstante anhand der Zeitreihe der Quantile der einzelnen Jahre über das OLS-Verfahren zu schätzen. Dabei wird im Vorfeld das jeweilige Quantil für jedes Jahr separat bestimmt und im Anschluss eine lineare Regression dieser Jahreswerte durchgeführt. Der Vorteil der Quantilregression liegt in der

<sup>1</sup>Der Einfachheit halber werden die Quantile hier zwischen 0 und 1 definiert.

Nutzung der gesamten täglich aufgelösten Zeitreihe zur Schätzung der Regressionsparameter. Somit ist das Verfahren gegenüber dem OLS-Ansatz robuster.

Der Nachteil der Quantilregression liegt in dem höheren Rechenaufwand des Verfahrens, da das Minimierungsproblem durch einen numerischen Algorithmus explizit gelöst werden muss. Im Rahmen dieser Arbeit wurde das Nelder-Mead-Verfahren zur Ermittlung des Minimums (A.10) verwendet (Nelder und Mead, 1965). Wie die meisten numerischen Optimierungsverfahren ermittelt das Nelder-Mead-Verfahren nur ein lokales Minimum. Das Minimierungsproblem (A.10) bezieht sich jedoch auf das globale Minimum. Um die fälschliche Nutzung eines lokalen Minimums zu verhindern, wurde das Verfahren pro Quantil 20 mal, mit jeweils unterschiedlichen Startwerten, angewendet und das Minimum über alle 20 Werte als globales Minimum interpretiert.

### A.3. Antriebsdatensätze für CCLM und STARS

Um die beiden Regionalmodelle CCLM und STARS zu betreiben, wird ein Antriebsdatensatz benötigt. Im Rahmen dieser Arbeit wird dabei sowohl auf Reanalysen als auch Simulationen von Globalmodellen zurückgegriffen, daher soll auf diese im Folgenden näher eingegangen werden.

#### A.3.1. Reanalysen der Beobachtungen

Die in Abschnitt 2.2 behandelten Referenzdatensätzen nutzen relativ einfache Interpolationsalgorithmen, um unregelmäßig (in Raum und Zeit) verteilte Stationsbeobachtungen auf ein regelmäßiges Raum-Zeit-Gitter zu übertragen. Im Unterschied zu diesem Ansatz basieren Reanalysen auf einem komplexen Datenassimilationsalgorithmus, durch welchen eine Vielzahl von verschiedenen Beobachtungen (Stationsbeobachtungen, Schiffs- und Flugzeugmessungen, Satellitenmessungen, etc.) zusammen mit einer physikalischen Modellannahme zu einem umfassenden Abbild des atmosphärischen Ist-Zustandes verknüpft werden. Ziel ist es, eine möglichst hohe Anzahl an verfügbaren Informationen in die Erstellung, nach objektiven Gesichtspunkten, einfließen zu lassen (Bergthórsson und Döös, 1955; Charney et al., 1969). Dabei sollen insbesondere Lücken in den Beobachtungen durch die physikalische Modellvorstellung geschlossen werden (Rutherford, 1972).

Allgemein versteht man unter der Datenassimilation die Angleichung von Modellrechnungen an Beobachtungen (Wergen, 2002; Hólm, 2003). Ein Datenassimilationssystem umfasst ein numerisches Vorhersagemodell, die Beobachtungen und einen entsprechenden Algorithmus zur Angleichung von Modell und Beobachtung. In der numerischen Wettervorhersage wird die Datenassimilation benutzt, um detailliertere Initialisierungsfelder für die Simulation und damit genauere Vorhersagen zu erhalten (Lorenc, 1986; Wergen, 2002). Die zeitliche Begrenzung der Wettervorhersage auf wenige Wochen erlaubt eine zeitnahe Anpassung des Assimilationssystems und ermöglicht somit eine stetige Verbesserung aller Komponenten der Datenassimilation. Reanalysen hingegen zeichnen sich durch ein festes Assimilationssystem<sup>2</sup> aus, da sie einen möglichst langen Zeitraum konsistent abdecken sollen. Sie sind derzeit der beste Zugang, um unregelmäßige Beobachtungen auf ein regelmäßiges Raum-Zeit-Gitter zu übertragen und gleichzeitig die physikalischen Zusammenhänge zwischen verschiedenen Variablen

---

<sup>2</sup>Die Bezeichnung „fest“ bezieht sich hierbei auf das Vorhersagemodell und den Algorithmus zur Angleichung. Diese werden über den gesamten Analysezeitraum strukturell nicht verändert, während die Beobachtungen variieren können.



zu bewahren und auf diese Weise ein umfassendes Bild des atmosphärischen Ist-Zustandes zu erstellen (Bengtsson, Hagemann et al., 2004). Neben der Erzeugung eines umfassenden und physikalisch konsistenten Datensatzes, kann die Datenassimilation auch dazu dienen Fehler in den Beobachtungsdatensätzen zu erkennen und zu beheben (Simmons et al., 2004; Dee und Uppala, 2009).

Als numerisches Vorhersagemodell finden in Reanalysen meist komplexe globale Zirkulationsmodelle Anwendung (Bengtsson et al., 1982; Ploshay et al., 1992; Kanamitsu et al., 2002; Dee et al., 2011). Die Ausgaben des Modells werden durch einen Assimilationsalgorithmus mit den Beobachtungen verknüpft (Thompson, 1969; Sasaki, 1970; Talagrand und Courtier, 1987), wobei aktuelle Reanalysen meist einen der folgenden drei Algorithmen nutzen:

- dreidimensionale Variationsanalyse (3D-VAR),
- vierdimensionale Variationsanalyse (4D-VAR),
- Optimum Interpolation.

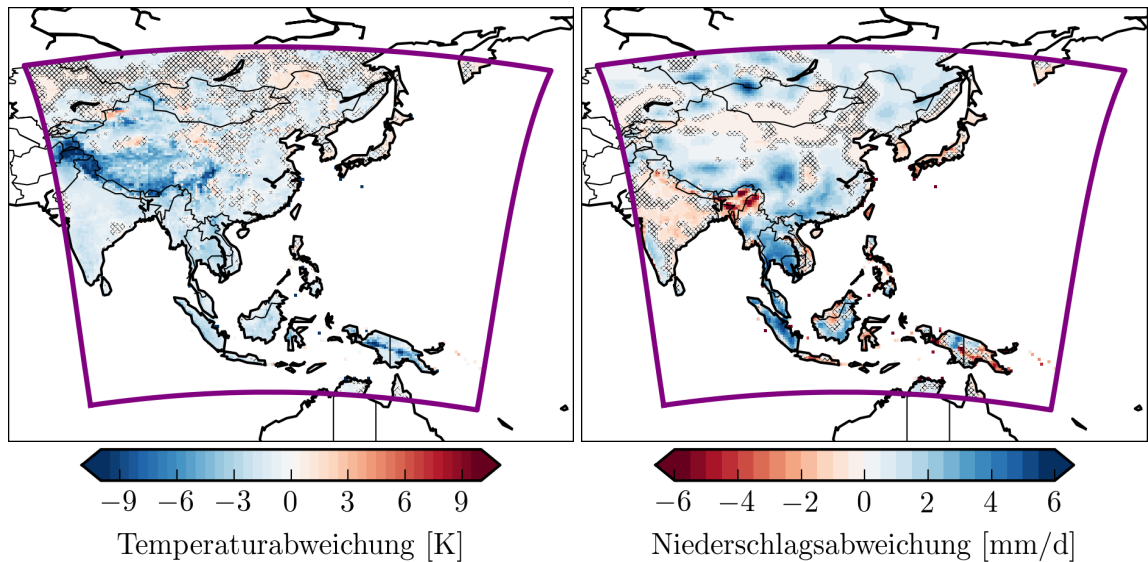
Bei der 3D-VAR und der Optimum Interpolation werden die Modellausgaben und Beobachtungen für einen festen Zeitpunkt oder ein Zeitintervall verknüpft, ohne die zeitliche Entwicklung des Systems zu berücksichtigen (Bouttier und Courtier, 1999; Hölm, 2003; Kalnay, 2003). Das aufwendigere 4D-VAR nutzt auch die dynamische Entwicklung des Systems aus vorherigen und zukünftigen Zeitpunkten (Le Dimet und Talagrand, 1986; Courtier et al., 1994; Veersé und Thépaut, 1998).

Reanalyse-Datensätze besitzen in der Regel eine hohe räumliche und zeitliche Auflösung, allerdings resultiert aus deren Konstruktion auch eine Reihe von möglichen Fehlerquellen. So kann trotz der Verwendung eines festen Assimilationssystems durch eine zeitliche Änderung des Beobachtungsdatensatzes (beispielsweise durch Einführen von Satellitenmessungen) ein künstlicher Trend erzeugt werden (Trenberth et al., 2001; Bengtsson et al., 2004b). Eine weitere Quelle für systematische Fehler kann durch das Fehlen von Beobachtungen entstehen. So kann beispielsweise das grobe Messnetz in der oberen Troposphäre dazu führen, dass die entsprechenden Felder dominant durch das Modell bestimmt werden und die Unzulänglichkeiten des Modells damit übermäßig in das Reanalyseprodukt eingehen (Uppala et al., 2005). Ein Teil der im Vorhersagemodell bestimmten Felder werden zudem nicht mit äquivalenten Beobachtungen verbunden. So resultiert beispielsweise der Niederschlag bei den meisten Reanalysen direkt aus den Modellrechnungen. Diese und weitere Fehler müssen bei der Verwendung von Reanalysen beachtet werden.

Im Folgenden soll auf die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Reanalysen eingegangen werden.

### **NCEP/NCAR Reanalyse**

Einer der ersten umfassenden Reanalyse Datensätze wurde in Zusammenarbeit des National Center for Environmental Prediction (NCEP) mit dem National Center for Atmospheric Research (NCAR) entwickelt (Kalnay et al., 1996). Ziel war die Erstellung eines globalen Reanalyse-Datensatzes mit hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung mittels einer größtmöglichen Anzahl von Eingangsdaten zur Klimaanalyse. Der Datensatz beginnt im Jahr 1948 und wird bis heute fortwährend zeitlich erweitert. Die im Rahmen dieser Arbeit verwendete Version umfasst den Zeitraum von 1948 bis 2012. Alle eingehenden Beobachtungsdatensätze werden einer automatischen Prüfung unterzogen. Dabei wird unter anderem auf etwaige Fehler durch das



**Abbildung A.2.:** Jahresmittel der 2 m-Temperatur- (links) und Niederschlagsabweichungen (rechts) der NCEP/NCAR Reanalyse für den Zeitraum von 1981 bis 2000. Als Referenzdatensatz dient der CRU-TS3.21 Datensatz für die 2 m-Temperatur und der GPCC-FD v6 Datensatz für den Niederschlag. Die schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Abweichung bei einem Signifikanzniveau von 5% gleich Null ist und demnach als statistisch nicht signifikant eingestuft wird. Als statistisches Prüfverfahren wurde die Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.

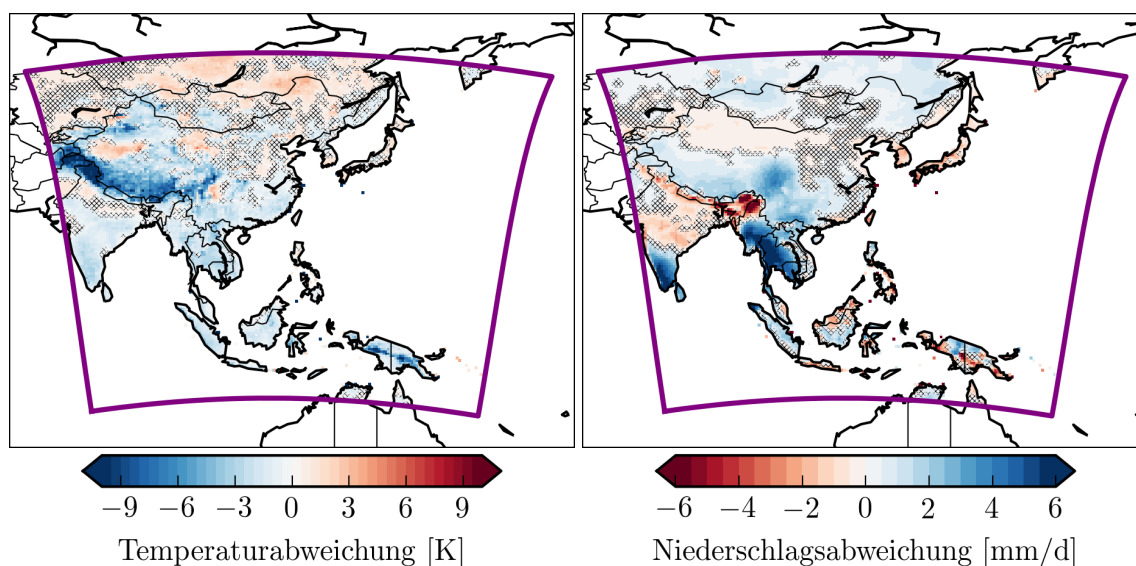
Einbringen neuer Messsysteme (z. B. Satellitenmessungen) geprüft, indem jeweils zwei Rechnungen (mit und ohne die neuen Beobachtungsdaten) durchgeführt werden. Insgesamt umfasst das Messsystem eine Vielzahl von Nah- und Fernerkundungsdaten, unter anderem von synoptische Stationen über Land und Ozean, Wetterballonen, Flugzeugen, Wetterbojen, Schiffen und Satelliten.

Die NCEP/NCAR Reanalyse nutzt ein spektrales Vorhersagemodell (Kalnay, 2003) mit einer horizontalen T62 Auflösung<sup>3</sup>. Vertikal ist die Atmosphäre in 28 Schichten zerlegt und reicht bis zu einer Höhe von etwa 3 hPa. Die Assimilation der Beobachtungen geschieht über eine spektrale Formulierung der Optimum Interpolation (Spectral Statistical Interpolation, SSI). Diese verwendet direkt die spektralen Koeffizienten des Vorhersagemodells (Parrish und Derber, 1992). Temperatur<sup>4</sup> und Luftdruck gehen als Beobachtungsgrößen in die Assimilation ein, wohingegen der Niederschlag vollständig innerhalb des Modells erzeugt wird. Somit hat der Niederschlag nur indirekt Bezug zu den Beobachtungen.

Abbildung A.2 zeigt die Abweichungen der 2 m-Temperatur und des Niederschlags zu den jeweiligen Referenzdatensätzen CRU-TS3.21 und GPCC-FD v6 im Jahresmittel über den Zeitraum von 1981 bis 2000. Dabei ist ein deutlicher Kältebias zu erkennen, welcher an der Gebirgskette des Pamir, Karakorum und Himalaya besonders stark ausgeprägt ist. Im Mittel über

<sup>3</sup>Die Bezeichnung T62 bezieht sich auf eine Reihenentwicklung mit Kugelflächenfunktionen. Die prognostischen Variablen des Modells werden in einen Radialanteil (Abhängigkeit von der Entfernung zum Erdmittelpunkt/Koordinatenursprung) und einen Oberflächenanteil (Breiten- und Längengrad) zerlegt und letzterer durch Kugelflächenfunktionen entwickelt. Bei einem spektralen Modell mit einer Auflösung von T62 wird diese Entwicklung bis zu einer Wellenzahl von 62 durchgeführt.

<sup>4</sup>Dies trifft jedoch nicht auf die bodennahe 2 m-Temperatur zu. Sie wird aus den fertigen Analysen des Luftdrucks am Boden und der Temperatur der untersten Modellschicht bestimmt und nicht mit Beobachtungen kombiniert (Simmons et al., 2004).



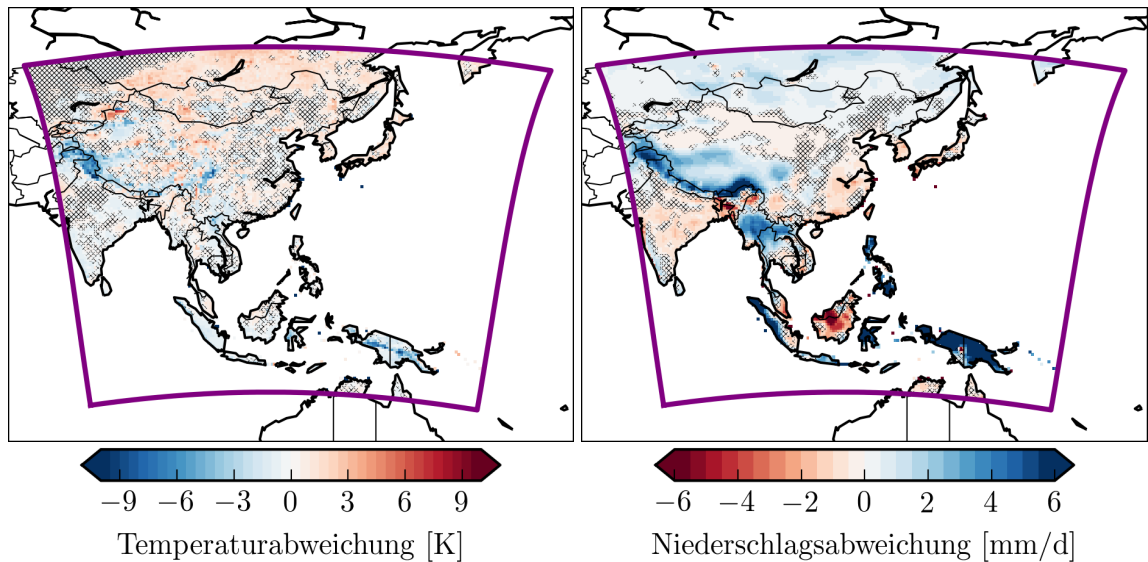
**Abbildung A.3.:** Analog zu Abbildung A.2 für die NCEP/DOE Reanalyse.

die gesamte Region ist die NCEP/NCAR Reanalyse etwa  $-1.4\text{K}$  kälter als die Referenz. Der Niederschlag zeigt eine statistisch signifikante Überschätzung über einem Großteil der Region, mit einer besonders großen Abweichung über Indochina und Sumatra sowie im Nordwesten der Mongolei. Dem steht eine deutliche Unterschätzung des Niederschlags über dem Patkai-Gebirge sowie eine geringe Unterschätzung über Nordindien und Japan gegenüber. Darüber hinaus wird der Niederschlag über den Wüstenregionen Taklamakan und Gobi unterschätzt. Im Mittel über alle Landgitterpunkte ergibt sich eine Überschätzung von  $0.5\text{ mm/d}$ . Durch die geringe Auflösung der Reanalyse kann die feine Struktur des Niederschlags nur unzureichend wiedergegeben werden und es ergeben sich großräumige Bereiche mit deutlichem Bias. Weitere bekannte Schwächen der NCEP/NCAR Reanalyse sind unter anderem das Überschätzen der in den Weltraum emittierten kurzwelligigen Strahlung an der Obergrenze der Atmosphäre, räumliche Diskontinuitäten bei der Wolkenbedeckung und eine falsche Wiedergabe der zeitlichen Variabilität des Bodenwassergehalts (Kalnay et al., 1996; Kanamitsu et al., 2002).

### NCEP/DOE Reanalyse

Bei der Erstellung der NCEP/NCAR Reanalyse wurde ein Vielzahl von Fehlern identifiziert. Diese resultieren sowohl aus den eingebundenen Beobachtungsdatensätzen, als auch aus dem verwendeten Vorhersagemodell. Daher wurde eine Aktualisierung der Reanalyse durch das National Center for Environmental Prediction und das Department of Energy (DOE) vorgenommen (Kanamitsu et al., 2002). Dieses Reanalyseprodukt wird im Folgenden als NCEP/DOE Reanalyse bezeichnet. Neben den im vorherigen Abschnitt genannten Fehlern, wurden weitere Probleme entdeckt und versucht diese durch geringfügige Änderungen am Assimilationssystem zu beheben. So wurden beispielsweise die horizontale und vertikale Auflösung des Vorhersagemodells nicht verändert und auf einen ähnlichen Beobachtungsdatensatz zurückgegriffen. Zudem nutzt die NCEP/DOE Reanalyse die gleiche Assimilationsmethode (SSI).

Das Überschätzen der in den Weltraum emittierten kurzwelligigen Strahlung konnte unter anderem durch eine Überarbeitung des modellinternen Strahlungstransfers behoben werden. Die Parametrisierung zur Bestimmung der subskaligen Wolkenbedeckung wurde ebenfalls ange-



**Abbildung A.4.:** Analog zu Abbildung A.2 für die ERA-40 Reanalyse.

passt, so dass in dem Feld keine räumlichen Diskontinuitäten mehr entstehen. Der Bodenwassergehalt wurde durch das Einbringen eines Beobachtungsdatensatzes für Niederschlag<sup>5</sup> korrigiert. Weitere Veränderungen betreffen unter anderem das Filtern der Orographie, zur besseren Wiedergabe des Niederschlags an Gebirgskanten, und das Beheben von zusätzlichen Fehlern an den Beobachtungsdatensätzen<sup>6</sup>. Um möglichen Inkonsistenzen beim Übergang der Beobachtungsdaten in das Satellitenzeitalter vorzubeugen, beginnt die NCEP/DOE Reanalyse im Jahr 1979. Die im Rahmen dieser Arbeit verwendete Reanalyse beschränkt sich daher auf den Zeitraum von 1979 bis 2012.

Analog zu Abbildung A.2 zeigt Abbildung A.3 die Abweichungen der 2-m-Temperatur und des Niederschlags zu den jeweiligen Referenzdatensätzen. Verglichen mit der NCEP/NCAR Reanalyse ergibt sich für CORDEX-Ostasien eine Verringerung des Kältebias. Im Mittel über alle Landgitterpunkte beträgt dieser nun  $-0.9\text{ K}$ . Das Überschätzen des Niederschlags im Norden sowie über der Malaiischen Halbinsel und Sumatra konnte ebenfalls behoben werden. Allerdings zeigt sich eine Verstärkung der Überschätzung an der Südspitze Indiens und über Indochina. Im räumlichen Mittel ergibt sich eine leichte Verbesserung zur NCEP/NCAR Reanalyse ( $0.4\text{ mm/d}$ ). Für den Großteil der Region zeigt sich nur ein geringer Unterschied zwischen beiden Reanalysen in der 2-m-Temperatur und dem Niederschlag.

### ERA-40 Reanalyse

Eine weitere Familie von Reanalysen stellen die European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) Reanalysen (kurz ERA) dar, von denen im Rahmen dieser Arbeit die ERA-40 und die ERA-Interim Reanalysen verwendet wurden. Der Erstellung der ERA-40 Reanalyse (Uppala et al., 2005) ging eine massive Akquirierung von Beobachtungsdaten von verschiedenen nationalen und internationalen Institutionen voraus, wodurch vor allem die

<sup>5</sup>Die Niederschlagsmessungen gehen dabei nur in die Assimilation des Bodenwassergehaltes ein. Das Niederschlagsfeld der NCEP/DOE Reanalyse wird nur vom Vorhersagemodell bestimmt und beinhaltet keine Assimilation der Niederschlagsmessungen.

<sup>6</sup>Es zeigten sich beispielsweise Fehler bei der Position einzelner Wetterstationen sowie Probleme bei der Nutzung des Beobachtungsdatensatzes der Schneebedeckung.

Datengrundlage für die südliche Hemisphäre gegenüber vorherigen Reanalysen verbessert werden konnten. Insgesamt gehen über 40 verschiedene Beobachtungsdatensätze in die Assimilation ein. Aufgrund der Menge an Beobachtungen musste die Vor- und Nachbereitung der Assimilation weitestgehend automatisiert werden. So wurden beispielsweise Duplikate und offensichtliche Fehler durch eine automatisierte Sichtung der Daten identifiziert und aus dem Beobachtungsdatensatz entfernt. Das verwendete Assimilationssystem basiert auf dem Integrated Forecasting System (IFS) des ECMWF, welches zur Generierung von Initialisierungsfeldern für die numerische Wettervorhersage genutzt wird. Das IFS nutzt ein Spektralmodell mit einer spektralen Auflösung von T159 als numerisches Vorhersagemodell. Die Atmosphäre ist vertikal in 60 Schichten zerlegt mit einer durchschnittlichen Dicke von 1.5 km. Somit reicht die vertikale Ausdehnung des Modells bis zur unteren Mesosphäre. Damit übersteigt die horizontale und vertikale Auflösung der ERA-40 Reanalyse diejenige, der NCEP/NCAR oder NCEP/DOE Reanalyse deutlich.

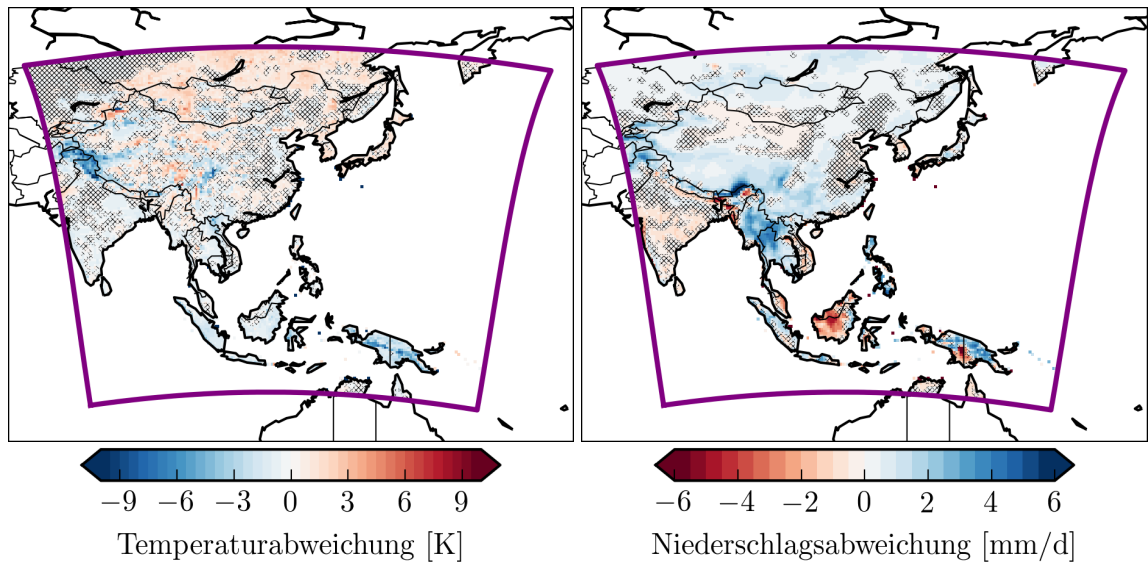
Zur Assimilation der Beobachtungen werden bei ERA-40 zwei verschiedene Assimilationsmethoden verwendet. Die meisten Felder werden durch eine dreidimensionale Variationsanalyse (3D-VAR) assimiliert, wohingegen für die Analyse der 2 m-Temperatur und der 2 m Taupunkttemperatur eine separate Optimum Interpolation benutzt wird. Dabei werden die benötigten Hintergrundfelder aus den entsprechenden Feldern der untersten Modellschicht und den Bodenwerten des Vorhersagemodells berechnet (Simmons et al., 2004). Die ERA-40 Reanalyse deckt den Zeitraum von September 1957 bis August 2002 mit einer zeitlichen Auflösung von 6 h ab. Im Rahmen dieser Arbeit wird ein Zeitfenster von 1958 bis 2001 verwendet. Ähnlich der NCEP/NCAR und NCEP/DOE Reanalyse wird der Niederschlag vollständig im Modell gebildet, es gehen keine Niederschlagsmessungen in die Assimilation ein. Für die Assimilation werden jedoch Messungen der Luftfeuchtigkeit verwendet.

Abbildung A.4 zeigt analog zu Abbildung A.2 die Abweichungen der 2 m-Temperatur- und des Niederschlags für die ERA-40 Reanalyse. Aufgrund der Assimilation von Beobachtungen der 2 m-Temperatur ist die entsprechende Differenz zur Referenz (CRU-TS3.2) deutlich geringer als bei den zuvor betrachteten Reanalysen (Simmons et al., 2004). Im Mittel über die gesamte Region ergibt sich eine Überschätzung von 0.1 K. Die größten Anomalien finden sich im Bereich von steilen Gebirgskanten wie entlang des Bismarckgebirges, des Karakorum oder des Pamir. Der Niederschlag wird im Mittel um etwa 0.8 mm/d überschätzt und liegt damit deutlich über der NCEP/NCAR (0.5 mm/d) und NCEP/DOE (0.4 mm/d) Reanalyse. Mit Ausnahme der Insel Borneo lässt sich ein zu hoher Niederschlag im gesamten Bereich der Tropen nachweisen. Besonders deutlich ist diese Überschätzung über den Philippinen und Ostindonesien erkennbar. Die Überschätzung des Niederschlags über den Tropen ist auf eine Wechselwirkung, der im Vorhersagemodell simulierten Luftfeuchtheitsfelder mit den entsprechenden Satellitenmessungen während der Assimilation, zurückzuführen (Bengtsson et al., 2004a; Uppala et al., 2005). Dieser Effekt wird in Folge der Eruption des Pinatubo (1991) noch verstärkt, da weder das Vorhersagemodell noch der Assimilationsalgorithmus eine variable Konzentration von Aerosolen in der Atmosphäre berücksichtigt. Auf globaler Ebene führt dies zu einem unrealistischen Ungleichgewicht zwischen Evapotranspiration und Niederschlag (Uppala et al., 2005). Die Niederschlagsdifferenz polwärts von 30° N kann vollständig auf das Modell zurückgeführt werden (Bengtsson et al., 2004a).

### ERA-Interim Reanalyse

Bei der Erstellung der ERA-40 Reanalyse offenbarten sich eine Vielzahl von Fehlern, welche teilweise auf systematische Fehler im Vorhersagemodell, den verwendeten Assimilationsalgo-





**Abbildung A.5.:** Analog zu Abbildung A.2 für die ERA-Interim Reanalyse.

rhythmus und die Art der Nutzung von Satellitenmessungen zurückgeführt werden konnten. Zur Beseitigung dieser Fehler wurde am ECMWF die ERA-Interim Reanalyse erstellt (Dee et al., 2011). Diese nutzt im Wesentlichen ein verbessertes Assimilationssystem und Vorhersagemodell. Um systematische Verzerrungen beim Übergang von klassischen Messsystemen zu Satellitenmessungen zu verhindern, beginnt die Reanalyse im Januar 1979. Sie wird bis heute aktualisiert und in 6 h Zeitschritten ausgegeben. Dabei verwendet ERA-Interim bis 2002 zum größten Teil die gleichen Beobachtungsdatensätze wie die ERA-40 Reanalyse. Im Rahmen dieser Arbeit wird aus der ERA-Interim Reanalyse ein Zeitfenster von 1979 bis 2012 verwendet. Ein entscheidender Unterschied zu der ERA-40 Reanalyse besteht in der Verwendung einer vierdimensionalen Variationsanalyse (4D-VAR) anstatt einer 3D-VAR zur Assimilation der Atmosphärenfelder. Dabei wurde eine stufenweise Implementierung (Courtier et al., 1994; Veersé und Thépaut, 1998; Trémolet, 2004) mit zwei verschachtelten Schleifen benutzt. Die äußere Schleife verwendet ein nicht-lineares Modell mit einer spektralen Auflösung T255. Die innere Schleife nutzt eine linearisierte Version dieses Modells in zwei verschiedenen Auflösungen (T95 und T159). Die vertikale Auflösung entspricht der, des Vorhersagemodells der ERA-40 Reanalyse (60 Schichten bis zu einer Höhe von 0.1 hPa). Analog zu ERA-40 geschieht die Assimilation der 2 m-Temperatur und der 2 m Taupunkttemperatur durch eine separate Optimum Interpolation. Darüber hinaus wurde die Assimilation von satellitengestützten Strahlungsmessungen korrigiert (Dee und Uppala, 2009).

Abbildung A.5 zeigt die Abweichungen der 2 m-Temperatur und des Niederschlags von den Referenzdatensätzen für die ERA-Interim Reanalyse. Aufgrund der geringen Veränderungen bei der Assimilation der bodennahen Lufttemperatur ergibt sich bei der ERA-Interim Reanalyse eine ähnliche regionale Verteilung und Ausprägung wie bei ERA-40. Im Mittel über alle Landgitterpunkte ergibt sich ein Kältebias von  $-0.1$  K. Durch die eingeführten Verbesserungen konnte die Analyse des Niederschlags verbessert werden. Dies zeigt sich besonders deutlich über den Tropen wo die Abweichung nur noch zwischen  $-5$  mm/d und  $+4$  mm/d variieren. Im Vergleich zu den NCEP/NCAR, NCEP/DOE und ERA-40 Reanalysen zeigt ERA-Interim die realistischste regionale Verteilung, ohne großflächigen Bias. Gemittelt über die gesamte Landfläche CORDEX-Ostasiens ergibt sich eine Überschätzung von  $0.4$  mm/d. Die Änderungen

Variable	Einheit	zeitliche Auflösung
2 m-Temperatur	K	6 h
10 m-Luftdruck	Pa	6 h
spezifische Luftfeuchtigkeit (2 m)	kg/kg	6 h
10 m-Windgeschwindigkeit	m/s	6 h
langwellige Einstrahlung am Erdboden	W/m <sup>2</sup>	6 h
kurzwellige Einstrahlung am Erdboden	W/m <sup>2</sup>	3 h
Niederschlag	kg/m <sup>2</sup> /s	3 h

**Tabelle A.1.:** Beschreibung der im WATCH-FD Datensatz enthaltenen Variablen.

im Vorhersagemodell und im Assimilationssystem wirken sich primär auf die tropischen Regionen aus. Nördlich von 40° N zeigt die ERA-Interim Reanalyse eine große Ähnlichkeit zum Vorgänger ERA-40.

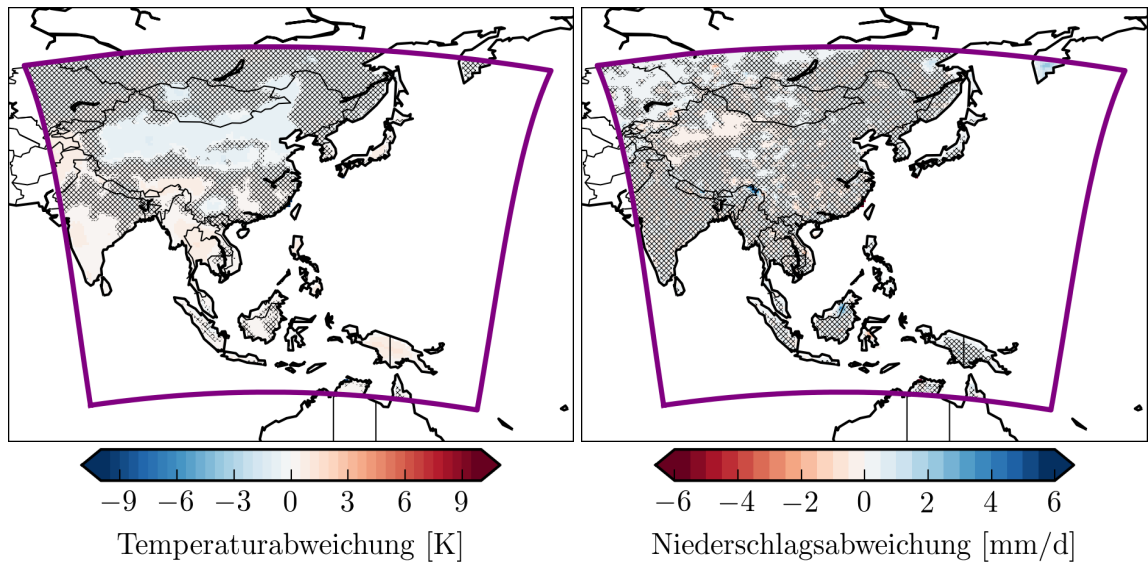
### A.3.2. WATCH-FD Datensatz

Wie man anhand der Abbildungen A.2 bis A.5 erkennen kann, gibt es trotz stetiger Verbesserung der Reanalysen, vor allem für den Niederschlag, immer noch deutliche Abweichungen zu den Beobachtungen. Diese zeigen sich nicht nur bei klimatischen Mitteln, sondern umso deutlicher beim Vergleich der Monats oder Tageswerte. Aufgrund der großen Abweichungen, zu den beobachteten Niederschlägen, eignen sich die Reanalysen insbesondere nicht als Antrieb für Landnutzungs- oder hydrologische Modelle (Weedon et al., 2011). Aus diesem Grund wurde im Rahmen des EU-Projektes „Water and Global Change“ (WATCH, siehe [www.eu-watch.org](http://www.eu-watch.org)) ein korrigierter Datensatz auf Basis der ERA-40 Reanalyse entworfen (Weedon et al., 2010). Ziel war es, einen Datensatz mit verschiedenen hydrologisch relevanten Variablen mit hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung zu entwerfen. Dieser Datensatz wird im Folgenden als WATCH-FD (WATCH Forcing Data) bezeichnet.

Die im Rahmen dieser Arbeit verwendete Version des WATCH-FD Datensatzes beschränkt sich auf den Zeitraum von 1958 bis 2001. Tabelle A.1 fasst die, im WATCH-FD Datensatz enthaltenen Variablen, sowie deren zeitliche Auflösung, zusammen. Bei den verschiedenen Variablen wurden unterschiedliche Korrekturen durchgeführt, um sowohl die Abweichungen zu den Beobachtungen zu verringern, als auch die physikalische Konsistenz zwischen den Variablen zu bewahren. Zur Korrektur wurden die Datensätze CRU-TS2.1 und GPCC-FD v4 verwendet. Das Feld der 2 m-Temperatur des CRU-TS2.1 Datensatzes wurde zusätzlich zeitlich geglättet (Österle et al., 2003) und von Ausreißern bereinigt. Aufgrund der zeitlichen Auflösung der beiden Referenzdatensätze (Monatsmittel oder Monatssummen) findet die Korrektur der sub-monatlichen Felder nur in Bezug auf die Monatswerte statt. Alle relevanten Felder der ERA-40 Reanalyse wurden zur Vorbereitung auf die Korrektur mittels bilinearer Interpolation auf ein reguläres geographisches Gitter mit einer Maschenweite von 0.5° interpoliert und auf Landgitterpunkte begrenzt. Dabei wurde die Land-See-Maske und Geländehöhe des CRU-TS2.1 Datensatzes als Referenz verwendet.

Der WATCH-FD Datensatz stellt eine korrigierte Reanalyse mit hoher zeitlicher und räumlicher Auflösung dar. Das Vorgehen zur Erstellung des Datensatzes beherbergt jedoch eine Vielzahl von Annahmen und Näherungen aus denen mögliche Fehlerquellen resultieren. So wird beispielsweise im Zug der Interpolation der 2 m-Temperatur eine Höhenkorrektur mit einem konstanten Gradienten von  $-0.0065$  K/m angewendet. Dies stellt für große räumliche und zeit-





**Abbildung A.6.:** Analog zu Abbildung A.2 für den WATCH-FD Datensatz.

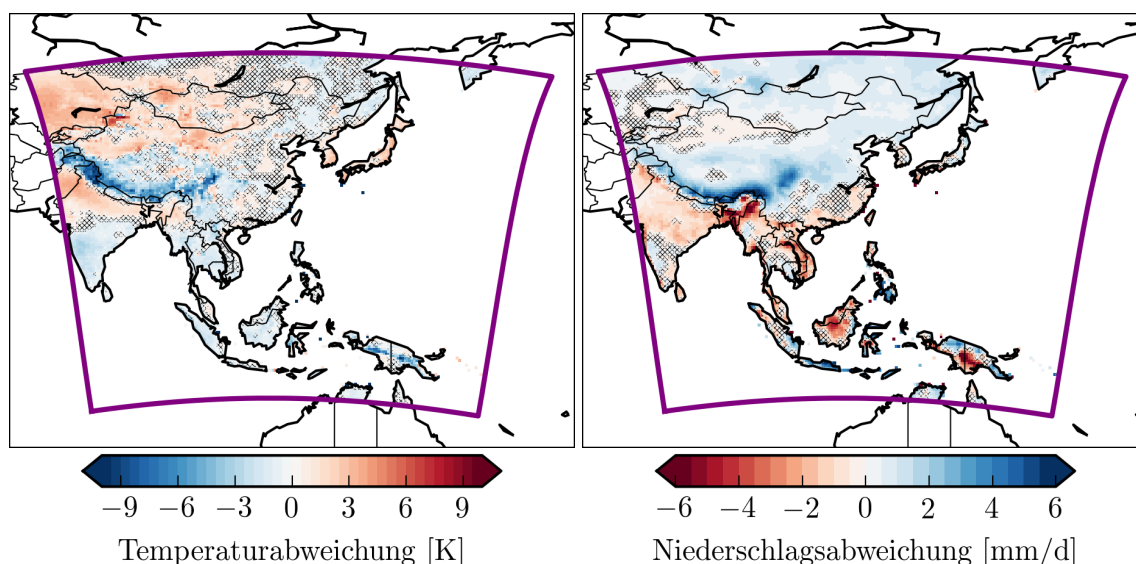
liche Skalen eine hinreichende Näherung dar, es kann jedoch in der hier betrachteten Auflösung zu deutlichen Abweichungen von diesem linearen Verhalten kommen (beispielsweise bei Inversionswetterlagen). Eine weitere Fehlerquelle resultiert aus den, zur Korrektur verwendeten, Referenzdatensätzen. Sowohl der CRU-TS2.1 als auch der Global Precipitation Climatology Center (GPCC) v4 Datensatz beinhalten nur Monatswerte. Dementsprechend zielt die Korrektur auf eine Angleichung der Monatsmittel oder Monatssummen der jeweiligen Felder. Die entsprechende realistische Wiedergabe der Tageswerte ist dadurch nicht zwingenden gewährleistet (Haerter et al., 2011).

Anhand von Abbildung A.6 kann man die deutliche Verringerung des Temperatur- und Niederschlagsbias zum Ausgangsdatsatz ERA-40 (Abbildung A.4) erkennen. Die Temperaturabweichung liegt über der gesamten Region zwischen  $-2\text{ K}$  und  $+2\text{ K}$ , wobei trotzdem eine leichte Tendenz zur Überschätzung im Süden und Unterschätzung im Norden erkennbar ist. Der Niederschlag zeigt ebenfalls deutlich kleinere Anomalien. Für den überwiegenden Teil der Region ist die Niederschlagsanomalie unterhalb der Signifikanzschwelle ( $\alpha = 5\%$ ). Aufgrund seiner Konstruktion ist der WATCH-FD Datensatz somit, zumindest auf Basis von langjährigen Mittelwerten, den übrigen betrachteten Reanalysen überlegen. Aufgrund der beschränkten Parameterzahl (siehe Tabelle A.1) eignet sich der WATCH-FD Datensatz nicht als Antrieb für CCLM und wird daher nur für das statistische Modell STARS verwendet.

### A.3.3. Erdsystemmodell MPI-ESM-LR

Für die Entwicklung von Klimaprojektionen mit CCLM ist es in der Regel nicht möglich Reanalysen als Antrieb zu verwenden<sup>7</sup>, da diese nur das beobachtete Wettergeschehen abbilden. Hierfür werden Projektionsrechnungen eines Global- oder Regionalmodells benötigt. Darüber hinaus ist man für die Projektionen des statistischen Modells STARS in der Regel auf eine

<sup>7</sup>Ausnahmen hierfür bilden beispielsweise statistisch-dynamische Ansätze wie in der Arbeit von Kawase et al. (2009) oder Reyers et al. (2013).



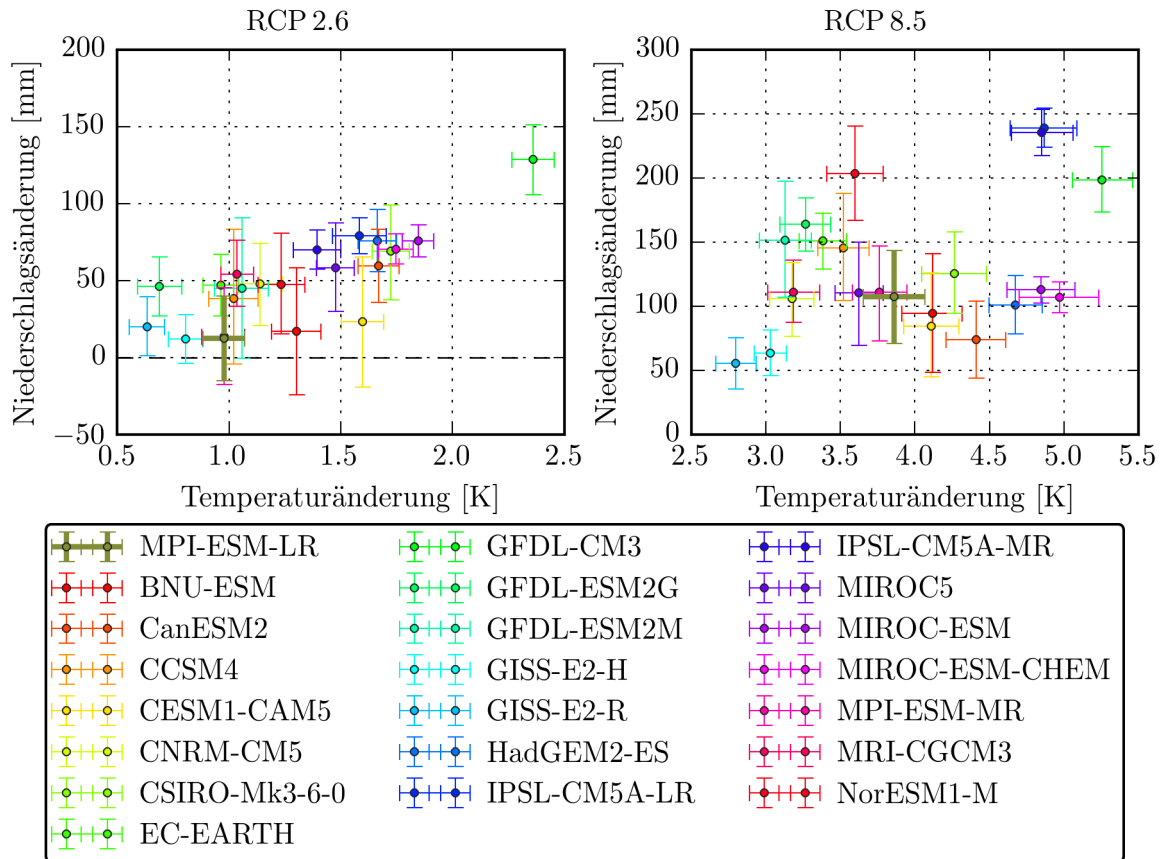
**Abbildung A.7.:** Analog zu Abbildung A.2 für das Erdsystemmodell MPI-ESM-LR Datensatz.

Regressionsvorgabe aus den Änderungssignalen eines Modells angewiesen<sup>8</sup>. Im Rahmen dieser Arbeit wird für beide Zwecke das ESM MPI-ESM-LR verwendet. Die Auswahl ergab sich nach der Verfügbarkeit, da zum Zeitpunkt der Entstehung dieser Arbeit bereits Modelldaten vorlagen, welche für die Anwendung in CCLM vorbereitete waren.

Das Max Planck Institute - Earth System Model (MPI-ESM) in niedriger Auflösung (Low Resolution, LR) gehört zum Zeitpunkt der Entstehung dieser Arbeit zur neuesten Generation von Erdsystemmodellen (Giorgetta et al., 2013). Es ist Bestandteil des Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 (CMIP5). MPI-ESM setzt sich aus mehreren gekoppelten Prozessmodellen zusammen, welche jeweils Teilaspekte des Erdsystems simulieren. Hierzu zählen das Modell für die Simulation der atmosphärischen Zirkulation ECHAM6 (ECMWF Hamburg Version 6) (Stevens et al., 2013) und das Ozeanmodell MPIOM (Max Planck Institute - Ocean Model) (Jungclaus et al., 2013). Darüber hinaus besitzt das ESM ein komplexes Landbiosphäre-Modell (Reick et al., 2013; Schneck et al., 2013) und ein Modell für die marine Biogeochemie (Ilyina et al., 2013), welche es erlauben Rückkopplungen des Klimasystems mit dem Kohlenstoffkreislauf und der Vegetation zu simulieren. Das hier wesentliche Atmosphärenmodell ECHAM6 besitzt eine spektrale Auflösung T63. In der gewählten Ausführung (Low Resolution, LR) wird die Atmosphäre in 47 vertikale Schichten unterteilt. Das Modell besitzt demnach eine ähnliche horizontale und vertikale Auflösung wie die zuvor betrachteten Reanalysen. MPI-ESM wurde im Vorfeld der Veröffentlichung einer umfassenden Kalibrierung unterzogen (Mauritsen et al., 2012).

Abbildung A.7 zeigt die Abweichungen des Erdsystemmodells MPI-ESM-LR von den Referenzdatensätzen (siehe Abschnitt 2.2) für die Jahresmittel der 2m-Temperatur und des Niederschlags. Beide Variablen werden vom Modell mit den Reanalysen vergleichbar abgebildet. Deutliche Abweichungen zeigen sich nur im Bereich von Gebirgszügen, wie dem Himalaya, Karakorum und dem Bismarckgebirge. MPI-ESM-LR unterschätzt die Temperatur im Süden und über dem Hochland von Tibet. Im Westen und Nordwesten zeigt sich hingegen eine Überschätzung. Der Niederschlag wird über weite Teile des Nordens leicht überschätzt

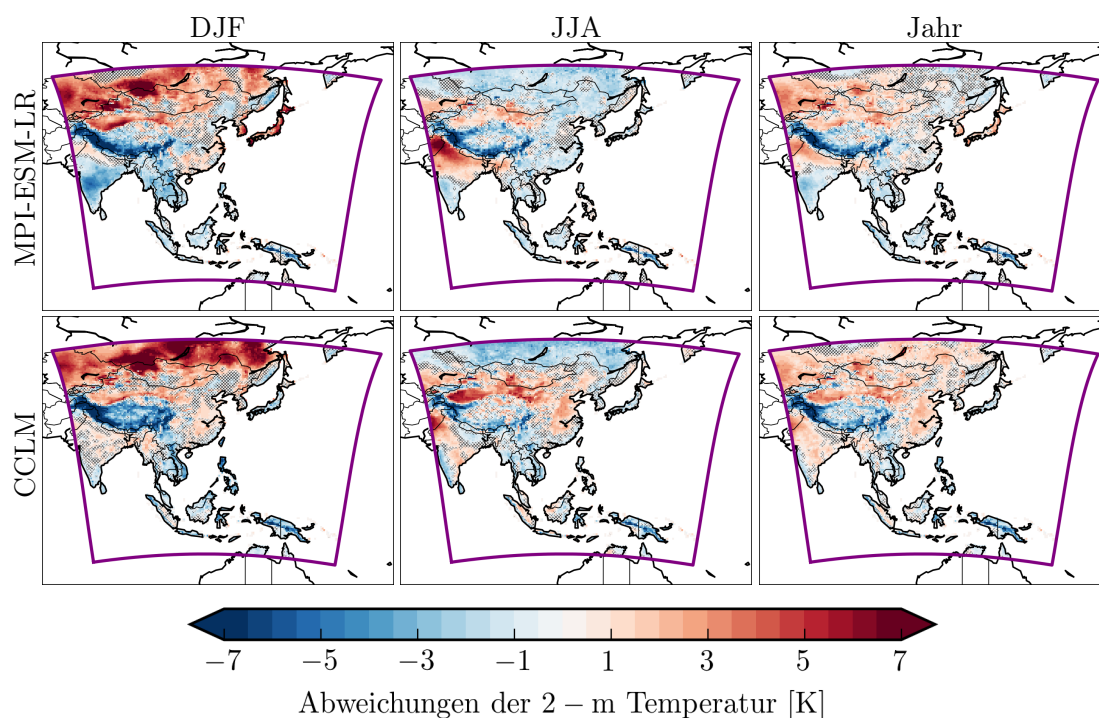
<sup>8</sup> Alternativ können auch hypothetische Regressionsvorgaben, wie ein 1 K oder 2 K Änderungssignal verwendet werden.



**Abbildung A.8.:** Änderungssignale der 2 m-Temperatur und des Niederschlags für das Erdsystemmodell MPI-ESM-LR und 21 Globalmodelle des CMIP5. Die Signale beziehen sich auf die Jahresmittel und das räumliche Mittel der gesamten Region CORDEX-Ostasien (Land- und Meergitterpunkte). Dargestellt sind die Änderungen für das RCP 2.6 (links) und das RCP 8.5 (rechts) Emissionsszenario für den Zeitraum 2071–2100 relativ zu 1971–2000. Die Balken kennzeichnen die Signifikanz des Änderungssignales (Signifikanzniveau 5% für Änderungssignale gleich Null). Als statistisches Prüfverfahren wurde die Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet.

und im Süden CORDEX-Ostasiens unterschätzt. Das Modell wurde von Crueger et al. (2013) umfassend auf die simulierten Änderungssignale des Niederschlags in den Tropen untersucht und zeigte Übereinstimmung mit physikalischen Überlegungen und den Rechnungen anderer Modelle.

Zur Einordnung des Erdsystemmodells in die Simulationen des CMIP5 zeigt Abbildung A.8 die Änderungssignale der Temperatur und des Niederschlags für die späte Projektionsperiode (2071–2100) relativ zu 1971–2000. Sowohl für das RCP 2.6 als auch das RCP 8.5 Emissionsszenario liegt das Änderungssignal des MPI-ESM-LR in der Nähe des Median der Globalmodelle. Somit ist das Erdsystemmodell ein guter Repräsentant für das Median-Änderungssignal der Modelle des CMIP5. Im Mittel über die gesamte Region ergibt sich für das MPI-ESM-LR ein Anstieg der 2 m-Temperatur um etwa 3.7 K und der Jahressumme des Niederschlags um etwa 110 mm (RCP 8.5). Generell zeigen alle Globalmodelle einen statistisch signifikanten Anstieg des Niederschlags und der Temperatur für das RCP 8.5 Emissionsszenario.



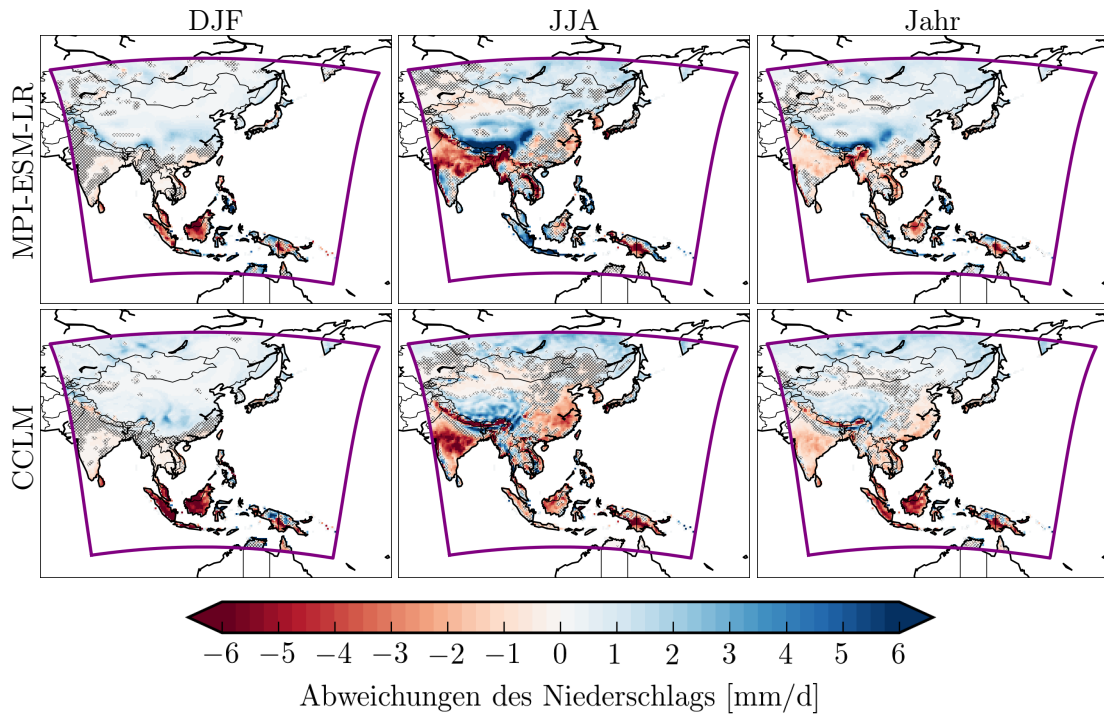
**Abbildung A.9.:** Die Abweichungen der 2 m-Temperatur des Regionalmodells CCLM und des Antrieb MPI-ESM-LR von der Referenz CRU-TS3.21 für die beiden Jahreszeiten DJF und JJA sowie das Jahresmittel. Als Evaluierungszeitraum wurden die Jahre von 1971 bis 2000 gewählt. Die schattierten Bereiche kennzeichnen Gitterzellen, deren Abweichung bei einem Signifikanzniveau von 5 % gleich Null ist und demnach als statistisch nicht signifikant eingestuft wird. Als statistisches Prüfverfahren wurde die Bootstrap-Methode mit 10000 Ziehungen verwendet. Für einen besseren Vergleich wurde die Farbskala auf den Bereich zwischen  $-7\text{ K}$  und  $+7\text{ K}$  beschränkt.

#### A.4. Evaluierung der CCLM Simulationen mit MPI-ESM-LR Antrieb

Im Hinblick auf die Projektionen in Kapitel 5 soll im Folgenden eine kurze Evaluierung der CCLM Simulationen mit dem MPI-ESM-LR Modell als Antrieb durchgeführt werden. Als Evaluierungszeitraum wurden die Jahre von 1971 bis 2000 gewählt. Durch den längeren Zeitraum sind im Vergleich zu Kapitel 4 robustere Aussagen möglich.

Die Abbildungen A.9, A.10 und A.11 zeigen die Abweichungen der 2 m-Temperatur, des Niederschlags und des Luftdrucks auf Meeressniveau von der jeweiligen Referenz für die beiden Modelle. Generell zeigen sich für alle drei Variablen ähnliche Verteilungen und Ausprägungen des Bias wie sie bereits in Kapitel 4 für CCLM beobachtet wurden. Ebenfalls in Übereinstimmung mit den Beobachtungen von Abschnitt 3.2.3 sind Unterschiede zwischen den Simulationen des Regionalmodells und des antreibenden Globalmodells erkennbar. Dies gilt insbesondere für den Luftdruck. Somit lassen sich die Ergebnisse aus Kapitel 4 und Abschnitt 3.2.3 auch über diesen längeren Zeitraum bestätigen.

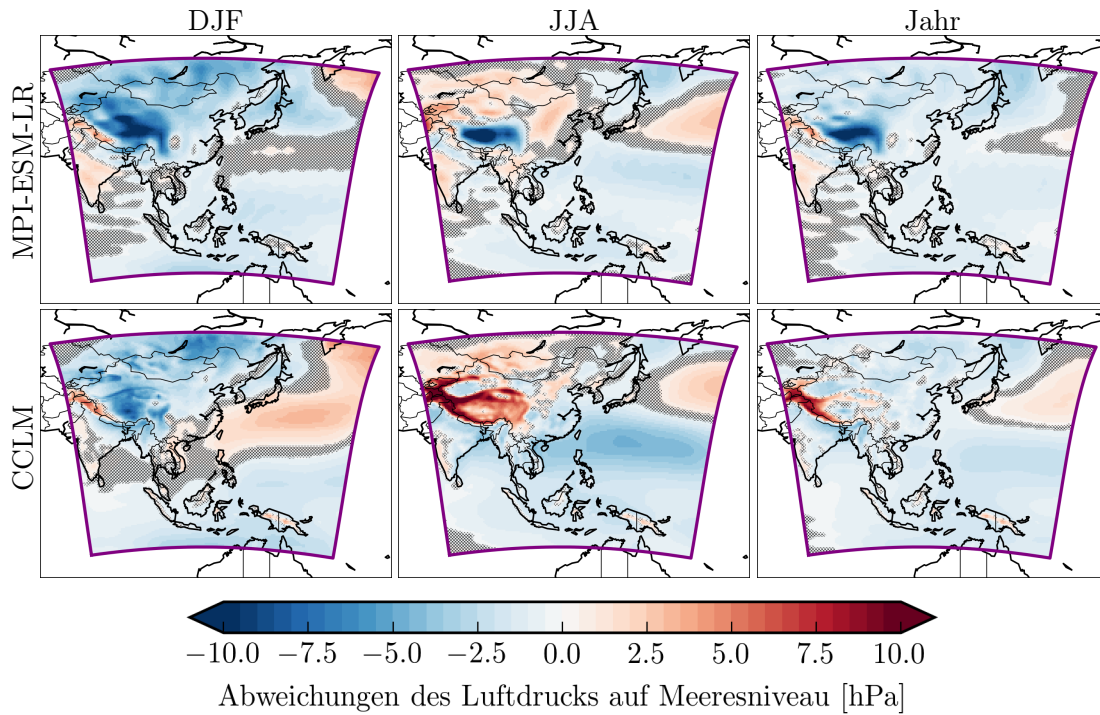
Für die 2 m-Temperatur ergibt sich eine zu Kapitel 4 analoge räumliche Verteilung des Bias. Im Jahresmittel erscheint die MPI-ESM-LR angetriebene Simulation einen leicht niedrigeren Bias zu besitzen. Dies liegt primär an dem leichten negativen Bias über dem Kontinent im Sommer. Bei der ERA-Interim angetriebenen Simulation zeigt sich in dieser Jahreszeit und Region



**Abbildung A.10.:** Analog zu Abbildung A.9 für die Abweichungen des Niederschlags (mittlere Tagessumme). Als Referenz wurde der Niederschlagsdatensatz GPCC-FD v6 benutzt. Für einen besseren Vergleich wurde die Farbskala auf den Bereich zwischen  $-6$  mm/d und  $+6$  mm/d beschränkt.

hingegen ein Wärmebias, welcher über dem Tarimbecken und der Wüste Gobi besonders stark ausgeprägt ist. Letzterer erscheint nun deutlich schwächer. Für den Winter ergibt sich weitestgehend eine Übereinstimmung mit den Beobachtungen aus Kapitel 4 in der räumlichen Verteilung des Bias. Es findet sich insbesondere der deutliche Wärmebias im Norden wieder. Das Hochland von Tibet und Nordindien erscheinen hingegen leicht kälter. Im Vergleich zu Abschnitt 3.2.3 ergeben sich größere Ähnlichkeiten in der räumlichen Verteilung des Bias von CCLM und MPI-ESM-LR. Unterschiede lassen sich primär im Nordosten CORDEX-Ostasiens, dem Tarimbecken, dem Hochland von Tibet sowie über dem indischen Subkontinent erkennen. Auch für den Niederschlag ergibt sich eine zu Kapitel 4 ähnliche räumliche Verteilung des Bias. Im Jahresmittel wird der Niederschlag von CCLM im Norden überschätzt und im Süden unterschätzt. Hierin stimmt das Regionalmodell mit dem Antrieb MPI-ESM-LR überein, wobei der Bias über Indonesien stärker ausgeprägt ist. Im Winter zeigt CCLM einen geringen Niederschlagsbias über dem Kontinent und eine deutliche Unterschätzung der Niederschläge über Sumatra, Java und Borneo. Wie schon bei den Jahresmitteln übertrifft diese Unterschätzung die ERA-Interim angetriebene Simulation. Für den Sommer zeigt sich das Bild einer Unterschätzung der Intensität des indischen Sommermonsuns und einer Überschätzung des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik mit einem negativen Niederschlagsbias über Indien, Indonesien und Südchina. Auch hier zeigt sich eine stärkere Unterschätzung über Indien im Vergleich mit der ERA-Interim angetriebenen Simulation. Der Nordosten zeigt hingegen einen geringeren Bias. Im Vergleich zu MPI-ESM-LR ergibt sich für CCLM wiederum eine höhere Feinstruktur des Niederschlagsbias aufgrund der höheren Auflösung des Modells. Über dem Himalaya und dem Sichuanbecken zeigt das Regionalmodell eine bessere Abbildung des Niederschlags als der Antrieb.





**Abbildung A.11.:** Analog zu Abbildung A.9 für die Abweichungen des Luftdrucks auf Meereshöhe. Als Referenz wurde der Datensatz HadSLP2f benutzt. Für einen besseren Vergleich wurde die Farbskala auf den Bereich zwischen  $-10$  mm und  $+10$  mm beschränkt.

Die räumliche Verteilung des Bias des Luftdrucks zeigt ebenfalls eine Übereinstimmung mit den Beobachtungen in Kapitel 4 über einem Großteil CORDEX-Ostasiens. Im Jahresmittel zeigt sich über den meisten Regionen eine leichte Unterschätzung des Luftdrucks durch CCLM. Über starken orographischen Erhebungen wie dem Himalaya, Karakorum und dem Bismarckgebirge sowie über dem Nordpazifik wird der Luftdruck hingegen teils deutlich überschätzt. Analog zur 2m-Temperatur ergibt sich im Sommer für den Norden ein Unterschied zu der ERA-Interim angetriebene Simulation. Es zeigt sich hier eine leichte Überschätzung. Die Überschätzung über dem Nordosten findet sich auch bei MPI-ESM-LR und könnte daher durch den Antrieb aufgeprägt sein. Wie in Kapitel 4 findet sich ein negativer Bias vom Südchinesischen Meer bis zum westlichen Nordpazifik. Dies konnte bereits mit einer Überschätzung der Intensität des Sommermonsuns über dem westlichen Nordpazifik in Verbindung gebracht werden. Nach Nitta (1987) kann damit die Unterschätzung der Sommerniederschläge über Indonesien und Südchina erklärt werden. Für den Winter zeigt die Überschätzung des Luftdrucks über dem westlichen Nordpazifik eine geringere Ausdehnung und Stärke als ERA-Interim angetriebene Simulation. Insbesondere die küstennahen Bereiche besitzen einen geringeren positiven bis negativen Bias. Über die gesamte Region betrachtet ist der Bias in den MPI-ESM-LR angetriebenen CCLM Simulation im Winter ins Negative verschoben. Wie in Kapitel 4 zeigt sich der deutlichste Unterschied zwischen CCLM und dem Antrieb über dem Hochland von Tibet und den angrenzenden Gebirgen. Insbesondere im Sommer wird der Luftdruck hier deutlich überschätzt. Zusammen mit der Unterschätzung der Sommerniederschläge über Nordindien deutet sich somit auch für die MPI-ESM-LR angetriebenen Simulationen eine Unterschätzung der Intensität des indischen Sommermonsuns an.

Zusammenfassend ergibt sich für die MPI-ESM-LR angetriebenen CCLM Läufe eine ähnliche

Modell	Zeitraum	Institut
ACCESS1.0	1850–2005	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation, Bureau of Meteorology, Australien
ACCESS1.3	1850–2005	
BCC-CSM1.1	1850–2012	Beijing Climate Center, China Meteorological Administration, China
BCC-CSM1.1(m)	1850–2012	
BNU-ESM	1850–2005	College of Global Change and Earth System Science, Beijing Normal University, China
CanCM4	1961–2005	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis, Kanada
CanESM2	1850–2005	
CCSM4	1850–2005	National Center for Atmospheric Research, USA
CESM1-BGC	1850–2005	National Science Foundation, Department of Energy, National Center for Atmospheric Research, USA
CESM1-CAM5	1850–2005	
CESM1-FASTCHEM	1850–2005	
CESM1-WACCM	1850–2005	

**Tabelle A.2.:** Liste der CMIP5 GCMs, welche in die Ermittlung der Gütekennzahl einfließen (Teil 1).

räumliche Verteilung und Ausprägung des Bias, wie für die ERA-Interim angetriebenen Läufe. Dies deckt sich mit den Beobachtungen in Abschnitt 3.2.3.

## A.5. Auflistung der verwendeten Globalmodelle

Im Folgenden soll der im Rahmen dieser Arbeit verwendete Datensatz von GCMs und ESMs vorgestellt werden. Diese Globalmodelle sind ein wesentlicher Bestandteil des entwickelten Gütekennzahlensystems. Das in Abschnitt 2.4.2 entwickelte System von Gütekennzahlen basiert auf einer linearisierten Version der relativen Modelldifferenz (2.18). Ein wesentlicher Unterschied zur etablierten relativen Modelldifferenz (2.16) besteht dabei in der Neuinterpretation des Relativmodells  $M^*$ . Anstelle eines einzelnen Modells wird für die Abweichung/Normierung  $|\kappa_{M^*} - \kappa_R|$  ein Verteilungsparameter gesetzt. Konkret wird die Abweichung für mehrere GCMs und ESMs berechnet und aus der entstehenden Stichprobenverteilung der Abweichungen das 90%-Quantil ausgewählt. Durch die Wahl eines Verteilungsparameters soll die Fehlinterpretation der eigentlichen Modellgüte infolge einer räumlich heterogenen Güte eines einzelnen Relativmodells vermieden werden, da der Vergleich gewissermaßen gegen eine Vielzahl unterschiedlicher Relativmodelle stattfindet.

Die Tabellen A.2 und A.3 fassen die zur Bildung des Relativmodells  $M^*$  verwendeten GCMs und ESMs zusammen. Es handelt sich dabei um verschiedene Modelle des Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 (CMIP5) (CMIP5, 2011; Taylor et al., 2012). Diese Modelle wurden im Rahmen der Kalibrierung von CCLM und STARS verwendet (siehe Kapitel 3). Dabei wurden die historischen Klimarekonstruktionsrechnungen (historical) sowie das Ensemblemitglied r1i1p1 verwendet. Wie aus den beiden Tabellen ersichtlich, gehen auch mehrere verschiedene Ausführungen von einzelnen Modellen in die Bildung des Relativmodells ein (wie beispielsweise beim Modell GISS-E2). Der Einfachheit halber werden alle Modelle und Ausführungen jedoch als unabhängig betrachtet, so dass bei der Bildung des 90 %-Quantils keine unterschiedlichen Gewichtungen berücksichtigt werden mussten.



Modell	Zeitraum	Institut
CNRM-CM5	1850–2005	Centre National de Recherches Meteorologiques, Centre Europeen de Recherche et Formation Avancees en Calcul Scientifique, Frankreich
CSIRO-Mk3.6	1850–2005	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation and the Queensland Climate Change Centre of Excellence, Australien
FGOALS-g2	1900–2014	National Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, China
FGOALS-s2	1850–2005	
GFDL-CM3	1860–2005	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, National Oceanic and Atmospheric Administration, USA
GFDL-ESM2G	1961–2005	
GFDL-ESM2M	1861–2005	
GISS-E2-H	1850–2005	NASA Goddard Institute for Space Studies, USA
GISS-E2-H-CC	1850–2010	
GISS-E2-R	1850–2005	
GISS-E2-R-CC	1850–2010	
HadCM3	1859–2005	Met Office Hadley Centre, Vereinigtes Königreich
HadGEM2-CC	1859–2005	
HadGEM2-ES	1859–2005	Met Office Hadley Centre, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, Vereinigtes Königreich, Brasilien
INM-CM4	1850–2005	Institute for Numerical Mathematics, Russland
IPSL-CM5A-LR	1850–2005	Institut Pierre-Simon Laplace, Frankreich
IPSL-CM5A-MR	1850–2005	
IPSL-CM5B-LR	1850–2005	
MRI-CGCM3	1850–2005	Meteorological Research Institute, Japan
MPI-ESM-P	1850–2005	Max Planck Institute for Meteorology, Deutschland
MPI-ESM-MR	1850–2005	
MPI-ESM-LR	1850–2005	
MIROC5	1850–2012	Atmosphere and Ocean Research Institute, University of Tokyo, National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, Japan
MIROC4h	1950–2005	
MIROC-ESM-CHEM	1850–2005	
MIROC-ESM	1850–2005	
NorESM1-M	1850–2005	Norwegian Climate Centre, Norwegen

**Tabelle A.3.:** Liste der CMIP5 GCMs, welche in die Ermittlung der Gütekennzahl einfließen (Teil 2).

## A.6. Prüfung der Tauglichkeit des entwickelten Gütekennzahlensystems

Das in Abschnitt 2.4.2 entwickelte Evaluierungsschema soll zur Kalibrierung der beiden Regionalmodelle CCLM und STARS in Kapitel 3 verwendet werden. Zuvor sollen die vorgestellten Gütekennzahlen auf ihre Tauglichkeit geprüft werden. Dabei sollen die univariaten und bivariaten Gütekennzahlen sowohl mit den etablierten Gütekennzahlen (Abschnitt 2.4.1) verglichen, als auch die Validität einzelner Teilgütekennzahlen untersucht werden.

In der folgenden Tauglichkeitsprüfung sollen globale Zirkulationsmodelle des CMIP5 (siehe Abschnitt A.5) untersucht werden. Durch diese Wahl war es möglich, einen langen Evaluierungszeitraum zu überdecken, da ein Großteil der GCMs, aufgrund der Spezifikationen des CMIP5, historische Läufe für den Zeitraum von 1860 bis 2005 bieten. Aufgrund der zeitlichen Begrenzung der Referenzdatensätze wurde ein Evaluierungszeitraum von 1902 bis 2001 gewählt. Insgesamt umfassten 36 GCMs diesen Zeitraum. Die Simulationen für die Modelle CanCM4, GFDL-ESM2G und MIROC4h lagen nur für kürzere Zeiträume vor. Die gleichen 36 GCMs wurden auch zur Ermittlung des künstlichen Relativmodells verwendet.

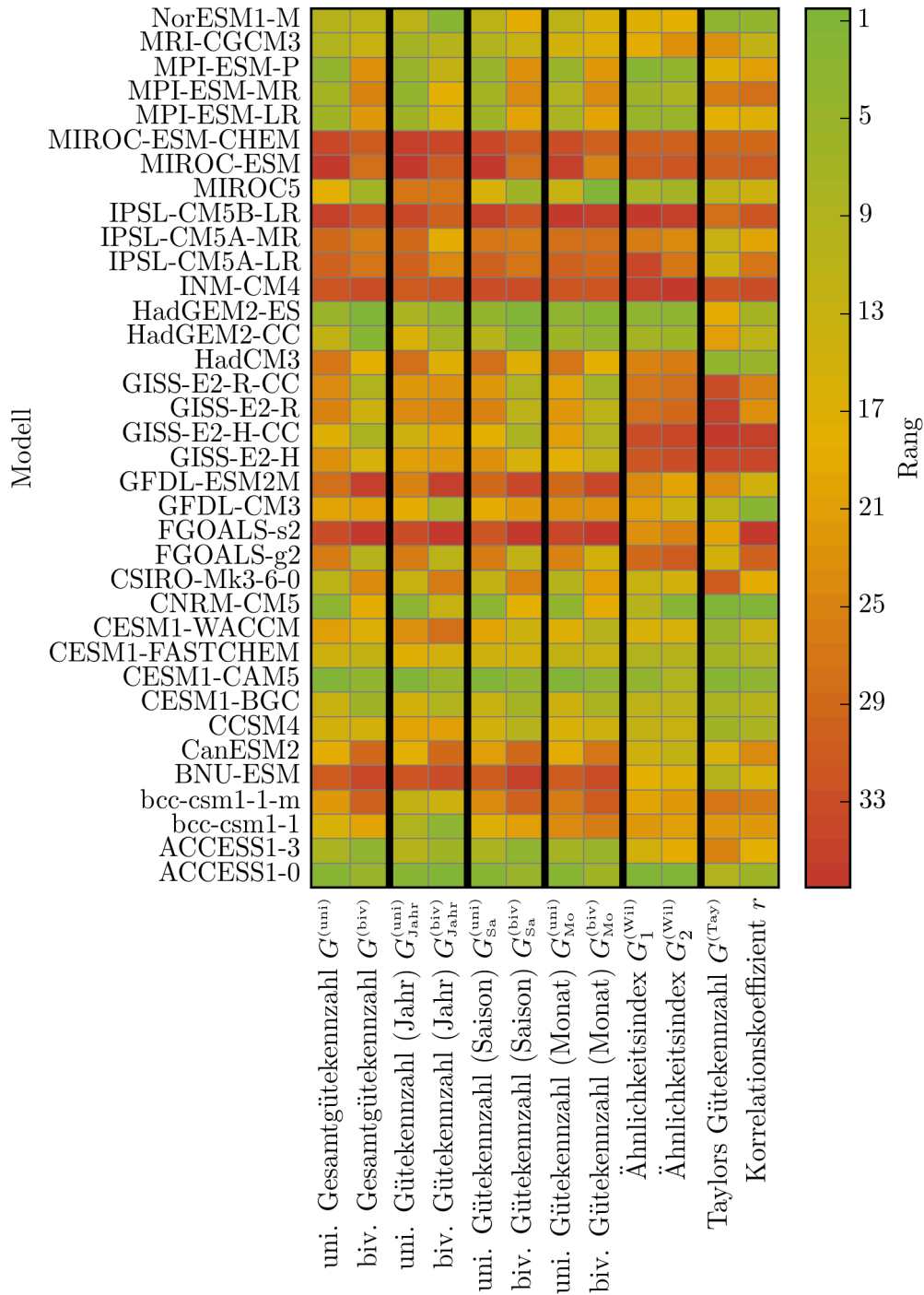
Durch die geringe Anzahl an Messungen in der ersten Hälfte des 20ten Jahrhunderts, sind die jeweiligen Beobachtungsdatensätze fehlerbehaftet. Dieser Fehler überträgt sich auf die ermittelten Gütekennzahlen, ist jedoch an dieser Stelle irrelevant, da die durchgeführte Analyse sich mit der Frage beschäftigt, ob sich die in Abschnitt 2.4.2 entwickelten Gütekennzahlen zu einem sinnvollen Vergleich mit einem beliebigen Referenzdatensatz eignen.

### A.6.1. Vergleich der Gütekennzahlen

Die in Abschnitt 2.4.1 und 2.4.2 vorgestellten Gütekennzahlen sollen im Folgenden anhand der 36 GCMs verglichen werden. Aufgrund der unterschiedlichen Konstruktion der Kennzahlen ist ein direkter Vergleich eigentlich nicht möglich. Daher muss zuerst eine möglichst einheitliche Basis gefunden werden, bei der durch jede Gütekennzahl ein ähnlicher Sachverhalt validiert wird. Dies geschah durch zwei Anpassungen. Zum einen wurden der Korrelationskoeffizient, Taylors Gütekennzahl und Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_1^{(Wil)}$  und  $G_2^{(Wil)}$  analog zu (Taylor, 2001) nur anhand der langjährigen Monatsmitteln (klimatischer Jahresgang) bestimmt<sup>9</sup>. Zum anderen wurde jedem Modell ein Rang entsprechend der jeweiligen Gütekennzahl zugeordnet. Die erste Anpassung beschränkt den Vergleich auf einen ähnlichen Gesichtspunkt und erlaubte die Berechnung einer Gütekennzahl für jeden Gitterpunkt. Aus den Gütekennzahlen ergibt sich wiederum eine Gesamtgütekennzahl durch gewichtete Mittelung über alle 5 Variablen (minimale, mittlere und maximale Temperatur, Niederschlag und Luftdruck), mit den gleichen Gewichten wie für die univariate Gesamtgütekennzahl. Die zweite Anpassung ist notwendig, damit alle Kennzahlen auf einen einheitlichen Wertebereich abbilden. Jede Gütekennzahl ordnet demnach jedem Modell ein Rang von 1 bis 36 zu, wobei 1 das beste Modell und 36 das schlechteste Modell unter der betrachteten Gütekennzahl darstellt.

Abbildung A.12 zeigt die auf diese Weise ermittelten Ränge der GCMs für verschiedene Gütekennzahlen für die Region CORDEX-Ostasien. Durch die Anpassungen sind der Korrelationskoeffizienten, Taylors Gütekennzahl und Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_1^{(Wil)}$  und  $G_2^{(Wil)}$  mit der individuellen univariaten Gütekennzahl der Monatsmittel  $G_{Mo}^{(uni)}$  vergleichbar. Dies erklärt die Ähnlichkeit der Klassifizierungen zwischen diesen Gütekennzahlen. Unterschiede resultie-

<sup>9</sup>Beispielsweise ergibt sich der Korrelationskoeffizient aus der Zeitreihe der 12 Monatsmittel von Referenz und Modell.



**Abbildung A.12.:** Vergleich verschiedener Gütekennzahlen aus Abschnitt 2.4 anhand von historischen Läufen von 36 GCMs (CMIP5, siehe Abschnitt A.5). Die Kennzahlen wurden für jede Landgitterbox bestimmt und anschließend über ganz CORDEX-Ostasien gemittelt. Die Rangzuordnung erfolgte nach der räumlichen Mittelung separat für jede Gütekennzahl. Als Vergleichszeitraum wurde 1902–2001 gewählt.

ren aus der zusätzlichen Einbeziehung der Teilgütekennzahlen des Trends und der natürlichen Varianz bei  $G_{Mo}^{(uni)}$ , welche jedoch mit geringerer Gewichtung als die Mittelwerte eingehen (vgl. Abschnitt 2.4.2).

Bei manchen Modellen ergeben sich zwischen dem Korrelationskoeffizienten, Taylors Gütekennzahl und Willmotts Ähnlichkeitsindex  $G_1^{(Wil)}$  und  $G_2^{(Wil)}$  unterschiedliche Rangzuordnungen. Dies kann man besonders deutlich bei den Modellen MPI-ESM-P, MPI-ESM-MR, MPI-ESM-LR und HadCM3 sehen. Die Differenzen resultieren aus der unterschiedlichen Konstruktion der Kennzahlen und der unterschiedlichen Berücksichtigung des Modellbias. In diesen Fällen sind Willmotts Ähnlichkeitsindizes  $G_1^{(Wil)}$  und  $G_2^{(Wil)}$  dem Korrelationskoeffizienten und Taylors Gütekennzahl vorzuziehen.  $G_{Mo}^{(uni)}$  hat mit  $G_1^{(Wil)}$  und  $G_2^{(Wil)}$  die größte Ähnlichkeit.

Zwischen den verschiedenen zeitlichen Auflösungen zeigen nur die bivariaten Gütekennzahlen unterschiedliche Einschätzungen. Somit haben manche Modelle Probleme, die bivariaten Verteilungen auf allen Zeitskalen korrekt nachzubilden. Die univariaten Gütekennzahlen legen hingegen nahe, dass die entsprechenden statistischen Maße von allen Modellen gut wiedergegeben werden. Die Unterschiede zwischen den univariaten und bivariaten Gütekennzahlen spiegeln die unterschiedlichen statistischen Maße zur Konstruktion wider und rechtfertigen die Trennung der beiden Kennzahlen.

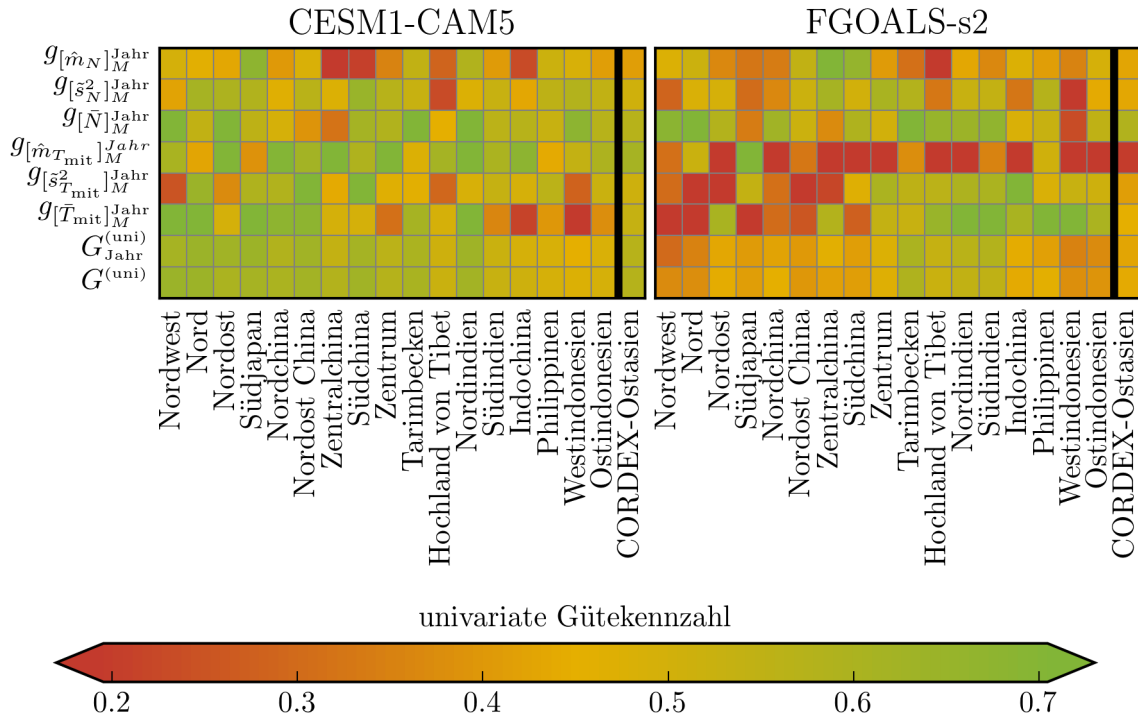
Der Vergleich zeigt, dass die Einschätzung der Modellgüte nur zu einem Teil von der Wahl der Gütekennzahl abhängig ist. Je nach Konstruktion weisen die Gütekennzahlen auf unterschiedliche Stärken und Schwächen der Modelle hin. Die Modellgüte nur aus einer Kennzahl zu ermitteln, kann demnach zu einer systematischen Fehleinschätzung führen. Diese Einschätzung deckt sich mit Gleckler et al. (2008) und Knutti (2010). Um eine möglichst umfassende Einschätzung der Modelle zu erhalten, wurde die univariate und bivariate Gesamtgütekennzahl daher aus einer Vielzahl von Teilgütekennzahlen gebildet. Die Ergebnisse der Gegenüberstellung mit den etablierten Gütekennzahlen zeigen, dass durch sie ein sinnvoller Vergleich möglich ist. Somit ist deren Anwendung bei der Auswertung der Modellrechnungen gerechtfertigt.

### A.6.2. Komponenten der univariaten und bivariaten Gesamtgütekennzahl

Nachdem die entwickelten mit den etablierten Gütekennzahlen im vorherigen Abschnitt verglichen wurden, sollen nun die univariate und bivariate Gesamtgütekennzahl detaillierter untersucht werden. Hierfür wurde anhand der Rangzuordnung das beste und das schlechteste Modell ausgesucht. Die folgenden beiden Modelle wurden ausgewählt:

		Gesamtgütekennzahl	
		univariat	bivariat
	Name		
bestes Modell	CESM1-CAM5	0.577 (Rang 1)	0.289 (Rang 4)
schlechtestes Modell	FGOALS-s2	0.442 (Rang 33)	0.185 (Rang 36)

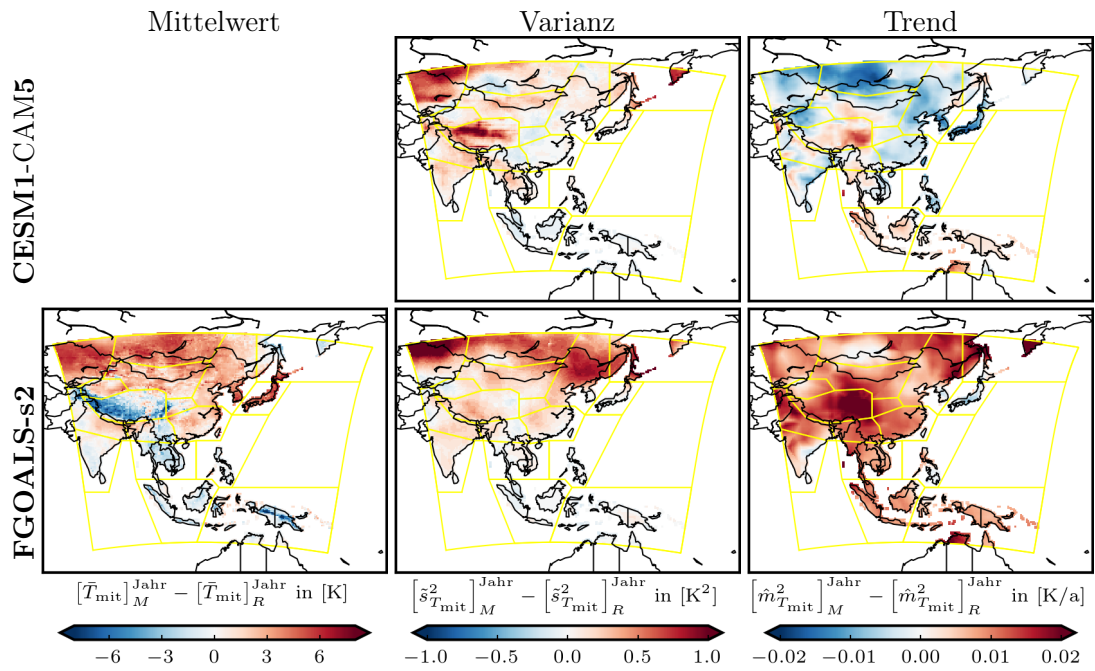
Die Benennung „bestes“ und „schlechtestes“ Modell spiegelt dabei nur die Lage der Modelle anhand der Gütekennzahlen wieder und ist keine generelle Einordnung. Das Modell CESM1-CAM5 ist das Community Earth System Model gekoppelt mit dem Community Atmosphere Model in Version 5 und wurde primär am National Center for Atmospheric Research (NCAR) in den USA entwickelt. Das Modell FGOALS-s2 ist das Flexible Global Ocean-Atmosphere-Land System Model in der Version 2 und wurde primär am Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics am Institut für Atmosphärenphysik der chinesischen Akademie der Wissenschaften entwickelt.



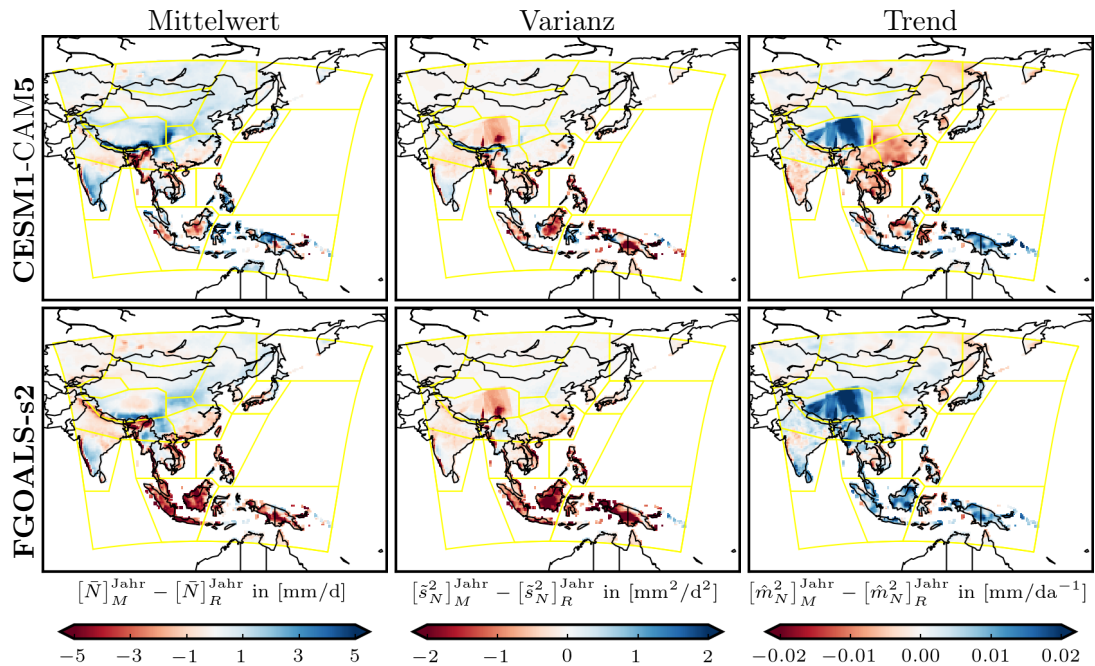
**Abbildung A.13.:** Die univariaten Teilgütekennzahlen für einzelne Teilregionen (nach Abbildung 2.2) für die beiden Modelle CESM1-CAM5 (links) und FGOALS-s2 (rechts). Gezeigt sind die Teilgütekennzahlen der Jahreswerte für die Temperatur  $T_{\text{mit}}$  und den Niederschlag  $N$ , die individuelle Gütekennzahl der Jahreswerte  $G_{\text{Jahr}}^{(\text{uni})}$  und die univariate Gesamtgütekennzahl  $G^{(\text{uni})}$ . Die Kennzahlen wurden anhand der historischen Simulationsläufe der GCMs für den Zeitraum von 1902 bis 2001 bestimmt.

Bei der Betrachtung der Gesamtgütekennzahlen fallen 2 Besonderheiten auf. Erstens ist die univariate Gesamtgütekennzahl beider Modelle nahe 0.5. Dies kann sowohl auf die räumliche Mittelung der Kennzahlen über ganz CORDEX-Ostasien, als auch die gewichtete Mittelung über alle Teilgütekennzahlen zurückgeführt werden. Die Verteilung der Werte um 0.5 sagt demnach aus, dass keines der Modelle in jedem Gitterpunkt oder jedem Teilaspekt der Gütekennzahl allen anderen Modellen überlegen ist und deutet somit auf eine große räumliche Varianz der einzelnen Teilgütekennzahlen und einer großen Varianz der Teilgütekennzahlen untereinander hin. Und zweitens sind die bivariaten Gütekennzahlen aller Modelle deutlich unter 0.3. Dies liegt daran, dass  $d_{\text{max}}$  für alle Modelle und Teilgütekennzahlen meist nahe an der Kennzahlschwelle liegt. Die Gruppierung nahe an der Kennzahlschwelle, deutet dabei an, dass alle Modelle Schwierigkeiten haben die bivariaten Verteilungen der Referenz zu reproduzieren.

Die Modelle CESM1-CAM5 und FGOALS-s2 stellen die beiden Extreme der Ränge dar und sollten demnach die deutlichsten Unterschiede in den einzelnen Teilgütekennzahlen und den zugrundeliegenden Differenzen besitzen. Dies soll im Folgenden untersucht werden. Da bei der Ermittlung der Gütekennzahlen die statistische Signifikanz der einzelnen Maße nicht berücksichtigt wird, findet die folgende Untersuchung ebenfalls ohne deren Berücksichtigung statt.



**Abbildung A.14.:** Die Differenzen des Mittelwert (links), der natürlichen Varianz (mitte) und des Trends (rechts) der tagesmittel der 2m-Temperatur  $T_{\text{mit}}$  der beiden Modelle CESM1-CAM5 (oben) und FGOALS-s2 (unten) zum Referenzdatensatz CRU-TS3.21 (siehe Abschnitt 2.2). Als Vergleichszeitraum wurde 1902 bis 2001 gewählt.



**Abbildung A.15.:** Analog zu Abbildung A.14 für den Niederschlag. Als Referenzdatensatz diente GPCP-FD v6 (siehe Abschnitt 2.2). Der anomale Bias der natürlichen Varianz und des Trends über dem Hochland von Tibet resultiert aus der zeitlichen Inhomogenität des Referenzdatensatzes in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts. Das Artefakt hat jedoch nur geringen Einfluss auf die berechneten Gütekennzahlen.

## Untersuchung der univariaten Gütekennzahlen

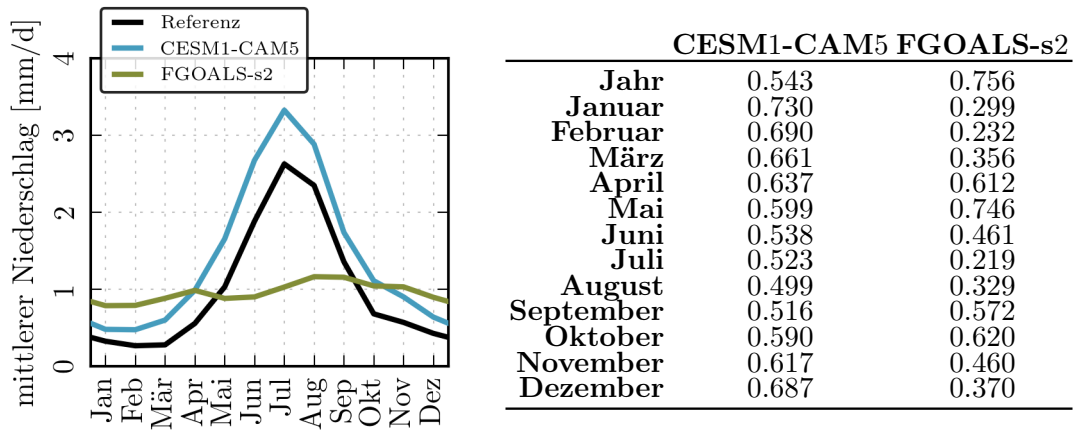
Um einen Eindruck von der räumlichen Verteilung der univariaten Gütekennzahlen zu erhalten, zeigt Abbildung A.13 diese für die in Abschnitt 2.3.2 definierten 17 Teilregionen. Um die Übersicht zu wahren, beschränkt sich die Abbildung nur auf die Teilgütekennzahlen der mittleren Temperatur und des Niederschlags mit jährlicher Auflösung. Die gezeigten Kennzahlen variieren zwischen 0.0 und 0.8 und zeigen die zuvor angesprochene große Variabilität, sowohl räumlich, als auch zwischen den Teilgütekennzahlen. Das Modell CESM1-CAM5 erreicht vor allem für die mittlere Temperatur und in den nördlichen Teilregionen höhere Werte als FGOALS-s2. Für den Niederschlag ergeben sich weniger deutliche Unterschiede. In einzelnen Regionen und Teilgütekennzahlen erreicht FGOALS-s2 höhere Werte als CESM1-CAM5. Dies ist beispielsweise für den mittleren Niederschlag ( $\bar{N}$ ) über der Region Nord und Westindonesien der Fall. Abbildung A.13 zeigt deutlich die Schwierigkeiten bei der umfassenden Einschätzung der Güte von Modellen aufgrund der Komplexität des modellierten Systems.

Um die räumliche Verteilung der Teilgütekennzahlen anhand der damit assoziierten Modell-differenzen zu verifizieren, wurden in Abbildung A.14 und A.15 die Differenzen des Mittelwertes, der Varianz und des Trends zur jeweiligen Referenz für die Jahresmittel der Temperatur und des Niederschlags in Kartenform dargestellt. In den Abbildungen zeigt selbst das beste Modell (CESM1-CAM5) einen deutlichen Bias für alle Variablen und statistischen Maße. Die Abweichungen des schlechtesten Modells (FGOALS-s2) sind allgemein räumlich anders verteilt aber flächen- und wertmäßig meist größer. Damit lässt sich die höhere Gesamtgütekennzahl des Modells CESM1-CAM5 nachvollziehen. Bei der Temperatur kann man beispielsweise für alle drei statistischen Maße geringere Differenzen und damit höhere Teilgütekennzahlen im Norden erkennen. Im Mittel über CORDEX-Ostasien unterschätzt CESM1-CAM5 die Temperatur um  $-1.2\text{ K}$ , während FGOALS-s2 sie um  $+1.4\text{ K}$  überschätzt. FGOALS-s2 zeigt ebenso eine Überschätzung der Varianz ( $+0.26\text{ K}^2$  gegenüber  $+0.14\text{ K}^2$  des CESM1-CAM5) und des Trends ( $+1.0\text{ K}/100\text{ a}$  gegenüber  $-0.3\text{ K}/100\text{ a}$  des CESM1-CAM5) der Temperatur.

Beim Niederschlag zeigen sich anhand von Abbildung A.15 keine deutlichen Unterschiede zwischen den beiden Modellen. Im Mittel überschätzt CESM1-CAM5 den mittleren Niederschlag ( $\bar{N}$ ) um  $+0.4\text{ mm/d}$ , während FGOALS-s2 diesen um  $-0.4\text{ mm/d}$  unterschätzt. Für die Differenzen der natürlichen Varianz und des Trends ergeben sich ebenfalls ähnliche Größenordnungen. Dies deckt sich mit den Beobachtungen für die Teilgütekennzahlen in Abbildung A.13. Anhand von Abbildung A.15 treten nur die Teilregionen des Maritimen Kontinents und das Hochland von Tibet in Erscheinung. Ein Rückschluss auf die Gütekennzahlen muss jedoch mit Vorsicht erfolgen. So schlägt sich der relativ deutliche Bias im Süden nicht in den Teilgütekennzahlen nieder. Dies liegt an der Definition des künstlichen Relativmodells. Eine genauere Betrachtung zeigt, dass alle Modelle in Gebieten mit großen Niederschlagssummen eine hohen Bias und in niederschlagsarmen Regionen einen geringen Bias besitzen. Somit bedeutet ein großer Bias eines Modells im Süden der Region nicht zwangsläufig eine kleine Teilgütekennzahl. Dies erklärt die ähnlichen Teilgütekennzahlen des Niederschlag in den verschiedenen Teilregionen (siehe Abbildung A.13).

In vielen Abbildungen erscheint das Hochland von Tibet und dessen Randgebirge abgesetzt von der Umgebung. Dies liegt vor allem an der im Modell abgeflachten Orographie des Hochlandes. Dies führt sowohl zu einer höheren Temperatur auf dem Hochland, als auch zu einer modifizierten Zirkulation durch die veränderte Barriere und Ansaugwirkung (Yanai und G.-X. Wu, 2006). Beim Mittelwert  $\bar{T}_{\text{mit}}$  und der natürlichen Varianz  $\tilde{s}_{T_{\text{mit}}}^2$  der Temperatur kann man erkennen, dass das Modell CESM1-CAM5 im Hochland von Tibet eine größere Abweichung zur Referenz besitzt als FGOALS-s2, womit sich die schlechteren Teilgütekennzahlen in der





**Abbildung A.16.:** Mittlerer Jahresgang des Niederschlags (links) und die daraus resultierenden Teilgütekennzahlen (rechts) für die Modelle CESM1-CAM5 und FGOALS-s2 für die Region Nord. Die Werte beziehen sich auf den Zeitraum von 1902 bis 2001. Als Niederschlagsreferenz wurde der GPCC-FD v6 Datensatz gewählt.

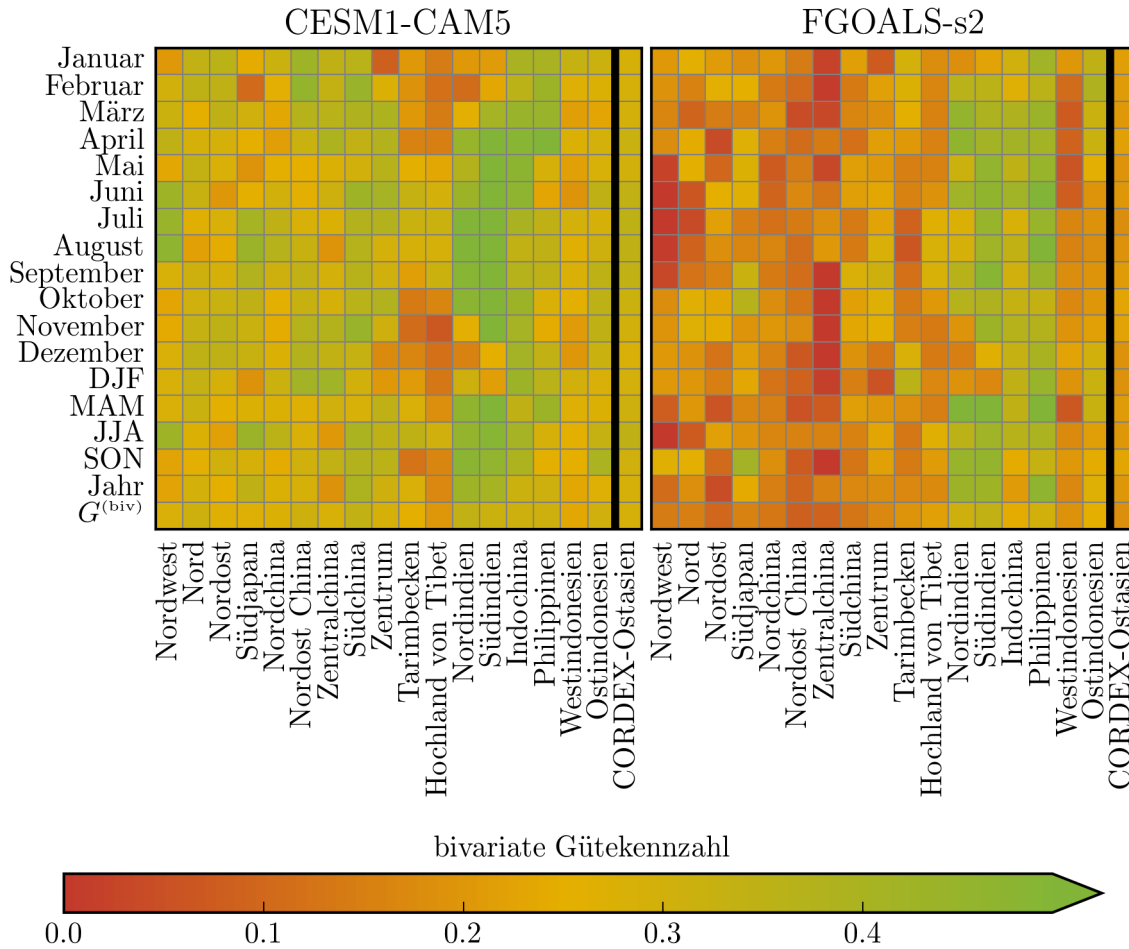
Region erklären lassen.

Der Grund für die Betrachtung verschiedener zeitlicher Auflösungen (Jahreswerte, Jahreszeitwerte und Monatswerte) bei der Bildung der Gesamtgütekennzahl lässt sich anhand der monatlichen Niederschlagsverteilung für die Teilregion Nord nachvollziehen. In Abbildung A.16 sind sowohl die Monatsmittel der Tagesniederschläge als auch die entsprechenden Teilgütekennzahlen angegeben. Betrachtet man nur das Jahresmittel des Niederschlag, ergibt sich für FGOALS-s2 eine bessere Übereinstimmung mit der Referenz und somit eine höhere Teilgütekennzahl (0.756 gegenüber 0.543 des CESM1-CAM5). Betrachtet man jedoch die Monatswerte, so zeigt sich, dass FGOALS-s2 die Saisonalität des Niederschlags in der Region falsch wiedergibt. Die guten Jahreswerte resultieren aus einer Überschätzung im Winter und einer Unterschätzung im Sommer. CESM1-CAM5 bildet hingegen die Saisonfigur besser ab, weshalb die Teilgütekennzahlen für die einzelnen Monate meist höhere Werte aufweisen. Dieser Fehler des FGOALS-s2 wäre bei einer bloßen Betrachtung der Jahreswerte nicht berücksichtigt worden. Somit rechtfertigt sich wiederum die Berücksichtigung mehrerer statistischer Maße, Variablen und zeitlicher Auflösungen bei der Bildung der univariaten Gesamtgütekennzahl.

### Untersuchung der bivariaten Gütekennzahlen

Analog zur univariaten Gütekennzahl soll nun die bivariate Gütekennzahl an ausgewählten Beispielen detaillierter untersucht werden. Dabei soll sich hauptsächlich auf die bivariate Verteilung der mittleren Temperatur und des Niederschlags ( $T_{mit}, N$ ) konzentriert werden.

Abbildung A.17 zeigt hierfür die individuellen bivariaten Gütekennzahlen für verschiedene zeitliche Auflösungen und Teilregionen. Die dargestellten Kennzahlen variieren für beide Modelle zwischen 0.0 und 0.57 und sind damit deutlich geringer als die univariaten Gütekennzahlen. Wie oben erwähnt, haben beide Modelle Schwierigkeiten die bivariaten Verteilungen der Referenz korrekt zu reproduzieren. Trotz dieser generellen Einschätzung zeigt CESM1-CAM5 für fast alle Teilregionen und zeitlichen Auflösungen höhere Gütekennzahlen als FGOALS-s2. Ähnlich den univariaten Gütekennzahlen zeigt sich eine deutliche räumliche Variabilität. Für die bivariate Verteilung ( $T_{mit}, N$ ) zeigt FGOALS-s2 Schwächen in den nördlichen und zentra-

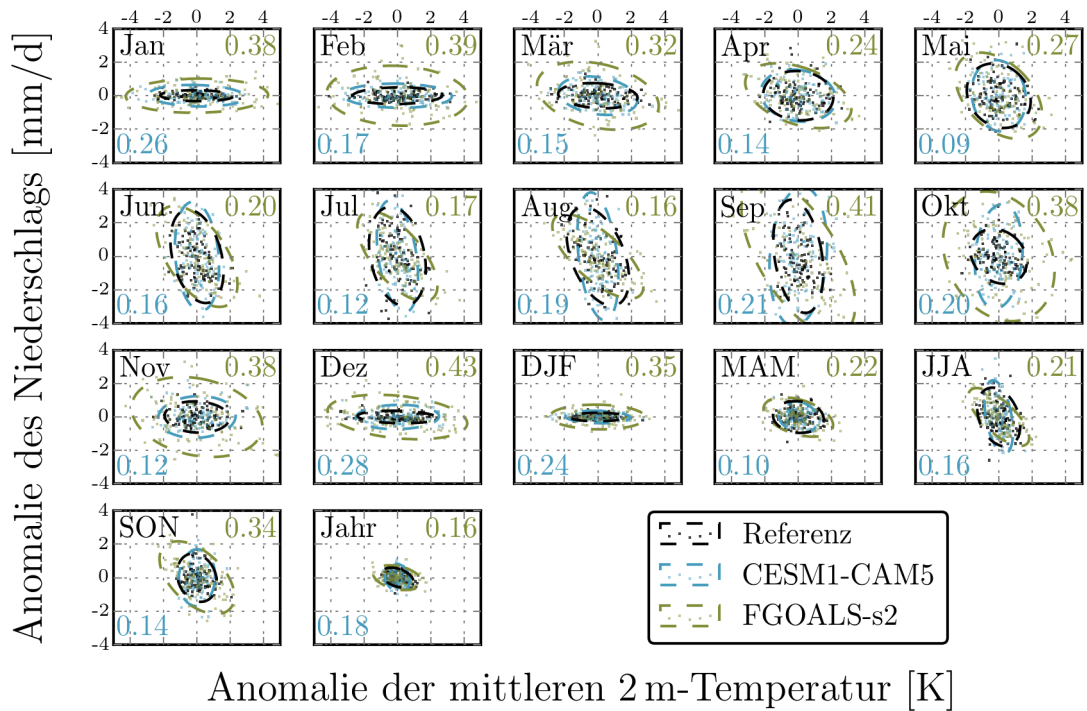


**Abbildung A.17.:** Die individuellen bivariaten Gütekennzahlen (Mittelung über alle Variablenkombinationen) für verschiedene zeitliche Auflösungen und Teilregionen. Als Vergleichszeitraum wurde 1902 bis 2001 gewählt.

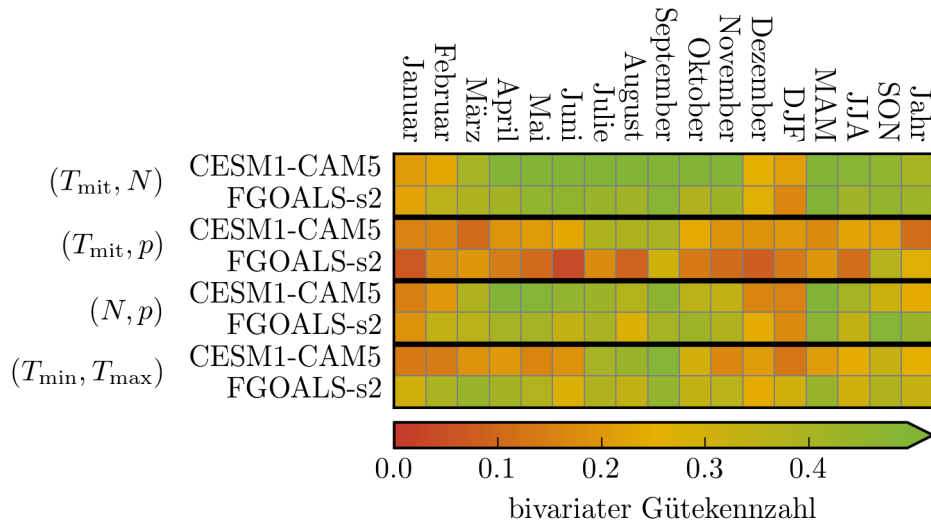
len Regionen CORDEX-Ostasiens, während CESM1-CAM5 Schwächen um das Hochland von Tibet offenbart.

Um einen Eindruck vom Zustandekommen der bivariaten Gütekennzahlen zu bekommen sind in Abbildung A.18 die bivariaten Verteilungen ( $T_{mit}$ ,  $N$ ) in den verschiedenen zeitlichen Auflösungen für die Teilregion Zentralchina (ZC) dargestellt. Anhand der Verteilungen lassen sich die Gütekennzahlen nachvollziehen. So zeigt FGOALS-s2 in den Monaten von September bis März eine deutlich zu hohe Variabilität im Vergleich zur Referenz. Entsprechend ergeben sich Abstände der bivariaten Verteilungen  $d_{max}$  von bis zu 0.43 im Dezember. Das Modell CESM1-CAM5 hat in diesen Monaten eine größere Ähnlichkeit mit der Referenz und dementsprechend geringere  $d_{max}$ . Für die Monate April bis August sind die Unterschiede zwischen beiden Modellen geringer. Im Vergleich zur Referenz zeigen CESM1-CAM5 und FGOALS-s2 meist eine unterschiedliche Schiefe. Das Modell FGOALS-s2 zeigt in diesen Monaten eine deutlich höhere Ähnlichkeit mit der Referenz.

Anhand von Abbildung A.18 lässt sich ebenfalls die Wichtigkeit der zusätzlichen Betrachtung von Monatswerten nachvollziehen. Denn auf der Ebene der Jahresmittel zeigen beide Modelle ähnlich niedrige  $d_{max}$  und dementsprechend auch ähnliche Gütekennzahlen (0.15 für



**Abbildung A.18.:** Die bivariaten Verteilungen der Variablenkombination von mittlerer Temperatur  $T_{\text{mit}}$  und Niederschlag  $N$  für die Teilregion Zentralchina (siehe Abschnitt 2.3.2) für verschiedene zeitliche Abschnitte. Die Referenz setzt sich aus der Temperatur des CRU-TS3.21 Datensatzes und dem Niederschlagsdatensatz GPCC-FD v6 zusammen. Jeder Punkt entspricht dem Mittelwert eines Jahres für den jeweiligen zeitlichen Abschnitt im Zeitraum von 1902 bis 2001. Die Zahlen geben das  $d_{\text{max}}$  des Kolmogorow-Smirnow-Tests (siehe Abschnitt 2.1.2) zur Referenz für das jeweilige Modell an. Zur Orientierung wurden die 95 % Konfidenzellipsen für eine durch die Datenpunkten geschätzte hypothetische bivariate Gaussverteilung eingezeichnet.



**Abbildung A.19.:** Alle Teilgütekennzahlen der bivariaten Gesamtgütekennzahl gemittelt über die Teilregion Südindien.

FGOALS-s2 und 0.19 für CESM1-CAM5). Dies spiegelt jedoch nicht die schlechte Güte des Modells FGOALS-s2 auf intra-annulärer Ebene wieder. Dadurch, dass in die bivariate Gesamtgütekennzahl sowohl Jahreswerte als auch Monats- und Jahreszeitenwerte eingehen, kann eine etwaige Fehleinschätzung verhindert werden.

Neben der bivariaten Verteilung von Temperatur und Niederschlag gehen auch weitere Variablenkombinationen in die bivariate Gesamtgütekennzahl ein. In Abbildung A.19 sind die Beiträge aller Kombinationen für die Teilregion Südindien dargestellt. Wie man erkennen kann, zeigen beide Modelle unterschiedliche Stärken und Schwächen in den betrachteten Teilaspekten. Im direkten Vergleich beider Modelle zeigt sich beispielsweise eine relative Ähnlichkeit für die Variablenkombinationen  $(T_{\text{mit}}, N)$  und  $(N, D)$ , während sich für  $(T_{\text{mit}}, D)$  und  $(T_{\text{min}}, T_{\text{max}})$  erkennbare Unterschiede ergeben. Das Beispiel spiegelt die Komplexität des betrachteten Klimasystems wieder und verdeutlicht die Wichtigkeit der Betrachtung möglichst vieler Teilaspekte, um eine umfassende Evaluierung und somit eine objektivere Einschätzung der Modellgüte zu ermöglichen. Das ausgeglichene Ergebnis der Teilgütekennzahlen resultiert in ähnlichen Gesamtgütekennzahlen beider Modelle (0.34 für FGOALS-s2 und 0.31 für CESM1-CAM5). Die beispielhafte Kontrolle zeigt, dass auch die bivariaten Gütekennzahlen sinnvolle Aussagen zulassen. Die Ähnlichkeiten und Unterschiede zwischen dem besten und schlechtesten Modell konnten in den Teilgütekennzahlen nachvollzogen werden. Demnach kann die Verwendung der univariaten und bivariaten Gütekennzahlen zur Einschätzung der Güte der Modelle oder Simulationen als gerechtfertigt angesehen werden.



# Abkürzungsverzeichnis

<b>3D-VAR</b>	dreidimensionale Variationsanalyse
<b>4D-VAR</b>	vierdimensionale Variationsanalyse
<b>AGCM</b>	Atmospheric General Circulation Model
<b>AOGCM</b>	Atmosphere Ocean Coupled General Circulation Model
<b>BATS</b>	Bioshere Atmosphere Transfer Scheme
<b>CCLM</b>	COSMO - CLimate Mode
<b>DJF</b>	Dezember Januar Februar
<b>DOE</b>	Department of Energy
<b>CFL</b>	Courant-Friedrichs-Lewy
<b>CMIP5</b>	Coupled Model Intercomparison Project Phase 5
<b>CORDEX</b>	Coordinated Regional Climate Downscaling Experiment
<b>COSMO</b>	Consortium for Small-scale Modeling
<b>CRU</b>	Climatic Research Unit
<b>CRU-TS</b>	Climatic Research Unit Time-Series
<b>ECMWF</b>	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts
<b>ECHAM</b>	ECMWF Hamburg
<b>ENSO</b>	El Niño-Southern Oscillation
<b>ERA</b>	ECMWF Reanalysis
<b>EU</b>	Europäische Union
<b>ESD</b>	Empirical-Statistical Downscaling
<b>ESM</b>	Earth System Model
<b>GCM</b>	General Circulation Model
<b>GPCC</b>	Global Precipitation Climatology Center
<b>GPCC-FD</b>	Global Precipitation Climatology Center Full Data
<b>HadSLP</b>	Hadley Centre Sea Level Pressure

*A. Anhang*

<b>HPC</b>	High-Performance Computing
<b>IFS</b>	Integrated Forecasting System
<b>IPCC</b>	Intergovernmental Panel on Climate Change
<b>ITKZ</b>	innertropische Konvergenzzone
<b>JJA</b>	Juni Juli August
<b>LM</b>	Lokal-Modell
<b>MAM</b>	März April Mai
<b>MJO</b>	Madden-Julian-Oszillation
<b>MPI</b>	Max Planck Institut
<b>MPI-ESM</b>	Max Planck Institute - Earth System Model
<b>MPIOM</b>	Max Planck Institute - Ocean Model
<b>NCAR</b>	National Center for Atmospheric Research
<b>NCEP</b>	National Center for Environmental Prediction
<b>NFK</b>	Niveau der freien Konvektion
<b>NN</b>	NormalNull
<b>OLS</b>	Ordinary Least Squares
<b>PIK</b>	Potsdam Institut für Klimafolgenforschung
<b>RCM</b>	Regional Climate Model
<b>RCP</b>	Representative Concentration Pathway
<b>RMIP-A</b>	Regional Model Intercomparison Project for Asia
<b>SON</b>	September Oktober November
<b>SRTM</b>	Shuttle Radar Topography Mission
<b>SSI</b>	Spectral Statistical Interpolation
<b>STARS</b>	STatistical Analogue Re-sampling Scheme
<b>STL</b>	Seasonal-Trend based on Loess
<b>TKE</b>	Turbulente kinetische Energie
<b>TRMM</b>	Tropical Rainfall Measuring Mission
<b>WATCH</b>	Water and Global Change
<b>WATCH-FD</b>	WATCH Forcing Data



*A.6. Prüfung der Tauglichkeit des entwickelten Gütekennzahlensystems*

<b>WCRP</b>	World Climate Research Program
<b>WPSH</b>	westpazifisches subtropisches Hoch
<b>NW</b>	Nordwest
<b>N</b>	Nord
<b>NOC</b>	Nordost China
<b>NO</b>	Nordost
<b>TB</b>	Tarimbecken
<b>NC</b>	Nordchina
<b>ZC</b>	Zentralchina
<b>SJ</b>	Südjapan
<b>O</b>	Ost
<b>HT</b>	Hochland von Tibet
<b>SC</b>	Südchina
<b>NI</b>	Nordindien
<b>SI</b>	Südindien
<b>ZEN</b>	Zentrum
<b>IC</b>	Indochina
<b>PHI</b>	Philippinen
<b>SW</b>	Südwest
<b>WI</b>	Westindonesien
<b>OI</b>	Ostindonesien



# Literatur

- Reynolds, O. (1895). "On the Dynamical Theory of Incompressible Viscous Fluids and the Determination of the Criterion". In: *Royal Society of London Philosophical Transactions Series A* 186, 123–164(42). DOI: 10.1098/rsta.1895.0004.
- Bjerknes, V. (1904). "Das Problem der Wettervorhersage, betrachtet vom Standpunkte der Mechanik und der Physik". In: *Meteorologische Zeitschrift* 21, 1–7(8).
- Richardson, L.F. (1922). *Weather Prediction by Numerical Process*. Cambridge University Press.
- Richards, L.A. (1931). "Capillary conduction of liquids through porous mediums". In: *Journal of Applied Physics* 1.5, 318–333(16). DOI: 10.1063/1.1745010.
- Köppen, W.P. (1936). *Das geographische System der Klimate*. Handbuch der Klimatologie in fünf Bänden. Borntraeger.
- Brier, G.W. und R.A. Allen (1951). "Verification of Weather Forecasts". In: *Compendium of Meteorology*. Hrsg. von T.F. Malone. American Meteorological Society, 841–848(8).
- Bergthórsson, P. und B.R. Döös (1955). "Numerical Weather Map Analysis". In: *Tellus* 7.3, 329–340(12). ISSN: 2153-3490. DOI: 10.1111/j.2153-3490.1955.tb01170.x.
- Phillips, N.A. (1956). "The general circulation of the atmosphere: A numerical experiment". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 82, 123–164(42). DOI: 10.1002/qj.49708235202.
- Lorenz, E.N. (1963). "Deterministic nonperiodic flow". In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 20.2, 130–141(12). DOI: 10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2.
- Nelder, J.A. und R. Mead (1965). "A Simplex Method for Function Minimization". In: *The Computer Journal* 7.4, 308–313(6). DOI: 10.1093/comjnl/7.4.308.
- Phillips, N.A. (1966). "The Equations of Motion for a Shallow Rotating Atmosphere and the "Traditional Approximation"". In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 23.5, 626–628(3). DOI: 10.1175/1520-0469(1966)023<0626:TEOMFA>2.0.CO;2.
- Charney, J., M. Halem und R. Jastrow (1969). "Use of Incomplete Historical Data to Infer the Present State of the Atmosphere". In: *Journal of Atmospheric Sciences* 26, 1160–1163(4). DOI: 10.1175/1520-0469(1969)026<1160:UOIHDT>2.0.CO;2.
- Manabe, S. und K. Bryan (1969). "Climate calculations with a combined ocean-atmosphere model". In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 26.4, 786–789(4). DOI: 10.1175/1520-0469(1969)026<0786:CCWACO>2.0.CO;2.
- Thompson, P.D. (1969). "Reduction of Analysis Error Through Constraints of Dynamical Consistency". In: *Journal of Applied Meteorology* 8, 738–742(5). DOI: 10.1175/1520-0450(1969)008<0738:ROAETC>2.0.CO;2.
- Findlater, J. (1970). "A major low-level air current near the Indian Ocean during the northern summer. Interhemispheric transport of air in the lower troposphere over the western Indian Ocean". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 96.409, 551–554(4). DOI: 10.1002/qj.49709640919.
- Sasaki, Y. (1970). "Some basic formalisms in numerical variational analysis". In: *Monthly Weather Review* 98, 875–883(9). DOI: 10.1175/1520-0493(1970)098<0875:SBFINV>2.3.CO;2.

- Madden, R.A. und P.R. Julian (1971). "Detection of a 40–50 Day Oscillation in the Zonal Wind in the Tropical Pacific". In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 28, 702–708(7). DOI: 10.1175/1520-0469(1971)028<0702:DOADOI>2.0.CO;2.
- Rutherford, Ian D. (1972). "Data assimilation by statistical interpolation of forecast error fields". In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 29, 809–815(7). DOI: 10.1175/1520-0469(1972)029<0809:DABSI0>2.0.CO;2.
- Leith, C.E. (1973). "The standard error of time-average estimates of climatic means". In: *Journal of Applied Meteorology* 12, 1066–1069(4). DOI: 10.1175/1520-0450(1973)012<1066:TSEOTA>2.0.CO;2.
- Marchuk, G.I. (1974). *Numerical methods in weather prediction*. Academic Press. ISBN: 0124706509.
- Gal-Chen, Tzvi und Richard C.J Somerville (1975). "On the use of a coordinate transformation for the solution of the Navier-Stokes equations". In: *Journal of Computational Physics* 17.2, 209–228(20). DOI: 10.1016/0021-9991(75)90037-6.
- Manabe, S., K. Bryan und M.J. Spelman (1975). "A global ocean-atmosphere climate model. Part I. the atmospheric circulation". In: *Journal of Physical Oceanography* 5.1, 3–29(27). DOI: 10.1175/1520-0485(1975)005<0003:AGOACM>2.0.CO;2.
- Davies, H.C. (1976). "A lateral boundary formulation for multi-level prediction models". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 102.432, 405–418(14). DOI: 10.1002/qj.49710243210.
- Arakawa, A. und V.R. Lamb (1977). "Computational Design of the Basic Dynamical Processes of the UCLA General Circulation Model". In: *General Circulation Models of the Atmosphere*. Hrsg. von J. Chang. Bd. 17. Methods in Computational Physics: Advances in Research and Applications. Elsevier, 173–265(93). DOI: 10.1016/B978-0-12-460817-7.50009-4.
- Sommeria, G. und J.W. Deardorff (1977). "Subgrid-Scale Condensation in Models of Nonprecipitating Clouds". In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 34.2, 344–355(12). DOI: 10.1175/1520-0469(1977)034<0344:SSCIMO>2.0.CO;2.
- Klemp, J.B. und R.B. Wilhelmson (1978). "The simulation of three-dimensional convective storm dynamics". In: *Journal of the Atmospheric Sciences* 35.6, 1070–1096(27). DOI: 10.1175/1520-0469(1978)035<1070:TSOTDC>2.0.CO;2.
- Koenker, R. und Jr. Bassett G. (1978). "Regression Quantiles". In: *Econometrica* 46.1, 33–50(18).
- Nicholls, N. (1978). "Air-sea interaction and the quasi-biennial oscillation". In: *Monthly Weather Review* 106, 1505–1508(4). DOI: 10.1175/1520-0493(1978)106<1505:ASIATQ>2.0.CO;2.
- Efron, B. (1979). "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife". In: *The Annals of Statistics* 7.1, 1–26(26). DOI: 10.1214/aos/1176344552.
- Slingo, J.M. (1980). "A cloud parametrization scheme derived from GATE data for use with a numerical model". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 106.450, 747–770(24). DOI: 10.1002/qj.49710645008.
- Bezdek, J.C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Springer US. ISBN: 9781475704525. DOI: 10.1007/978-1-4757-0450-1.
- Bengtsson, L., M. Kanamitsu, P. Kallberg und S. Uppala (1982). "FGGE 4-dimensional Data Assimilation at ECMWF". In: *Bulleting of the American Meteorological Society* 63, 29–43(15).

- Mellor, G.L. und T. Yamada (1982). "Development of a turbulence closure model for geophysical fluid problems". In: *Reviews of Geophysics* 20.4, 851–875(25). DOI: 10.1029/RG020i004p00851.
- Willmott, C.J. (1982). "Some Comments on the Evaluation of Model Performance". In: *Bulletin of the American Meteorological Society* 63, 1309–1312(4). DOI: 10.1175/1520-0477(1982)063<1309:SCOTE0>2.0.CO;2.
- Davies, H.C. (1983). "Limitations of some common lateral boundary schemes used in regional NWP models". In: *Monthly Weather Review* 111.5, 1002–1012(11). DOI: 10.1175/1520-0493(1983)111<1002:LOSCLB>2.0.CO;2.
- Peacock, J.A. (1983). "Two-dimensional goodness-of-fit testing in astronomy". In: *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society* 202.3, 615–627(13). DOI: 10.1093/mnras/202.3.615.
- Shukla, J. und D.A. Paolino (1983). "The southern oscillation and long-range forecasting of the summer monsoon rainfall over india". In: *Monthly Weather Review* 111, 1830–1837(8). DOI: 10.1175/1520-0493(1983)111<1830:TSOALR>2.0.CO;2.
- Dickinson, R.E. (1984). "Modeling Evapotranspiration for Three-Dimensional Global Climate Models". In: *Climate Processes and Climate Sensitivity*. Bd. 29. Geophysical Monograph. American Geophysical Union, 58–72(15). ISBN: 9781118666036. DOI: 10.1029/GM029p0058.
- Mielke Jr., P.W. (1984). "Meteorological Applications of Permutation Techniques based on Distance Functions". In: *Handbook of Statistics*. Hrsg. von P.R. Krishnaiah und P.K. Sen. Bd. 4. North-Holland Publishing Co., 813–830(18).
- Mooley, D.A. und B. Parthasarathy (1984). "Fluctuations in All-India summer monsoon rainfall during 1871–1978". In: *Climatic Change* 6.3, 287–301(15). DOI: 10.1007/BF00142477.
- Thiébaux, H.J. und F.W. Zwiers (1984). "The interpretation and estimation of effective sample size". In: *Journal of Climate and Applied Meteorology* 23, 800–811(12). DOI: 10.1175/1520-0450(1984)023<0800:TIAEOE>2.0.CO;2.
- Mielke Jr., P.W. (1985). "Geometric Concerns Pertaining to Applications of Statistical Tests in the Atmospheric Sciences". In: *Journal of Atmospheric Sciences* 42.6, 1209–1212(4). DOI: 10.1175/1520-0469(1985)042<1209:GCPTAO>2.0.CO;2.
- Trenberth, K.E. (1985). "Persistence of daily geopotential heights over the southern hemisphere". In: *Monthly Weather Review* 113, 38–53(16). DOI: 10.1175/1520-0493(1985)113<0038:PODGH0>2.0.CO;2.
- Willmott, C.J., S.G. Ackleson, R.E. Davis, J.J. Feddema, K.M. Klink, D.R. Legates, J. O'Donnell und C.M. Rowe (1985). "Statistics for the evaluation and comparison of models". In: *Journal of geophysical Research* 90.C5, 8995–9005(11).
- Dutton, J.A. (1986). *Dynamics of Atmospheric Motion*. Dover Publications, Incorporated. ISBN: 9780486684864.
- Efron, B. und R. Tibshirani (1986). "Bootstrap Methods for Standard Errors, Confidence Intervals, and Other Measures of Statistical Accuracy". In: *Statistical Science* 1.1, 54–75(22). DOI: 10.1214/ss/1177013815.
- Le Dimet, F.-X. und O. Talagrand (1986). "Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations: theoretical aspects". In: *Tellus A* 38A.2, 97–110(14). DOI: 10.1111/j.1600-0870.1986.tb00459.x.
- Lorenc, A.C. (1986). "Analysis methods for numerical weather prediction". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 112.474, 1177–1194(18). DOI: 10.1002/qj.49711247414.

- Fasano, G. und A. Franceschini (1987). "A multidimensional version of the Kolmogorov-Smirnov test". In: *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society* 225.1, 155–170(16). DOI: 10.1093/mnras/225.1.155.
- Nitta, T. (1987). "Convective Activities in the Tropical Western Pacific and Their Impact on the Northern Hemisphere Summer Circulation". In: *Journal of the Meteorological Society of Japan* 65.3, 373–390(18).
- Slingo, J.M. (1987). "The Development and Verification of A Cloud Prediction Scheme For the ECMWF Model". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 113.477, 899–927(29). DOI: 10.1002/qj.49711347710.
- Talagrand, O. und P. Courtier (1987). "Variational Assimilation of Meteorological Observations With the Adjoint Vorticity Equation. I: Theory". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 113.478, 1311–1328(18). ISSN: 1477-870X. DOI: 10.1002/qj.49711347812.
- Webster, P.J. (1987). *The elementary monsoon*. Wiley: New York.
- Murphy, A.H. (1988). "Skill Scores Based on the Mean Square Error and Their Relationships to the Correlation Coefficient". In: *Monthly Weather Review* 116, 2417–2424(8). DOI: 10.1175/1520-0493(1988)116<2417:SSBOTM>2.0.CO;2.
- Rodgers, J.L. und W.A. Nicewander (1988). "Thirteen ways to look at the correlation coefficient". In: *The American Statistician* 42, 59–66(8).
- Giorgi, F. und G.T. Bates (1989). "The climatological skill of a regional model over complex terrain". In: *Monthly Weather Review* 117.11, 2325–2347(23). DOI: 10.1175/1520-0493(1989)117<2325:TCSOAR>2.0.CO;2.
- Huang, R. und Y. Wu (1989). "The influence of ENSO on the summer climate change in China and its mechanism". In: *Advances in Atmospheric Sciences* 6.1, 21–32(12). DOI: 10.1007/BF02656915.
- Murphy, A.H. und E.S. Epstein (1989). "Skill Scores and Correlation Coefficients in Model Verification". In: *Monthly Weather Review* 117, 572–582(11). DOI: 10.1175/1520-0493(1989)117<0572:SSACCI>2.0.CO;2.
- Tiedtke, M. (1989). "A comprehensive mass flux scheme for cumulus parameterization in large-scale models". In: *Monthly Weather Review* 117.8, 1779–1800(22). DOI: 10.1175/1520-0493(1989)117<1779:ACMFSF>2.0.CO;2.
- Cleveland, R.B., W.S. Cleveland, J.E. McRae und I. Terpenning (1990). "STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess". In: *Journal of Official Statistics* 6.1, 3–73(71). DOI: 10.1175/1520-0469(1996)053<1203:PFTAOS>2.0.CO;2.
- Giorgi, F. (1990). "Simulation of regional climate using a limited area model nested in a general circulation model". In: *Journal of Climate* 3.9, 941–963(23). DOI: 10.1175/1520-0442(1990)003<0941:SORCUA>2.0.CO;2.
- Zwiers, F.W. (1990). "The effect of serial correlation on statistical inferences made with resampling procedures". In: *Journal of Climate* 3 (12), 1452–1461(10). DOI: 10.1175/1520-0442(1990)003<1452:TEOSCO>2.0.CO;2.
- Giorgi, F. und L.O. Mearns (1991). "Approaches to the simulation of regional climate change: A review". In: *Reviews of Geophysics* 29.2, 191–216(26). DOI: 10.1029/90RG02636.
- Grotch, S.L. und M.C. MacCracken (1991). "The use of general circulation models to predict regional climatic change". In: *Journal of Climate* 4, 286–303(18). DOI: 10.1175/1520-0442(1991)004<0286:TUOGCM>2.0.CO;2.
- Giorgi, F., M.R. Marinucci und G. Visconti (1992). "A 2XCO<sub>2</sub> climate change scenario over Europe generated using a limited area model nested in a general circulation model 2.

- Climate change scenario". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 97.D9, 10011–10028(18). DOI: 10.1029/92JD00614.
- Marinucci, M.R. und F. Giorgi (1992). "A 2xCO<sub>2</sub> climate change scenario over Europe generated using a limited area model nested in a general Circulation Model 1. Present-Day Seasonal Climate Simulation". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 97.D9, 9989–10009(21). DOI: 10.1029/92JD00615.
- Ninomiya, K. und T. Akiyama (1992). "Multi-scale Features of Baiu, the Summer Monsoon over Japan and the East Asia". In: *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* 70.1B, 467–495(29).
- Parrish, D.F. und J.C. Derber (1992). "The National Meteorological Center's Spectral Statistical-Interpolation Analysis System". In: *Monthly Weather Review* 120, 1747–1763(17). DOI: 10.1175/1520-0493(1992)120<1747:TNMCSS>2.0.CO;2.
- Ploshay, J.J., W.F. Stern und K. Miyakoda (1992). "FGGE reanalysis at GFDL". In: *Monthly Weather Review* 120, 2083–2108(26). DOI: 10.1175/1520-0493(1992)120<2083:FRAG>2.0.CO;2.
- Ritter, B. und J.-F. Geleyn (1992). "A comprehensive radiation scheme for numerical weather prediction models with potential applications in climate simulations". In: *Monthly Weather Review* 120.2, 303–325(23). DOI: 10.1175/1520-0493(1992)120<0303:ACRSFN>2.0.CO;2.
- Skamarock, W.C. und J.B. Klemp (1992). "The stability of time-split numerical methods for the hydrostatic and the nonhydrostatic elastic equations". In: *Monthly Weather Review* 120.9, 2109–2127(19). DOI: 10.1175/1520-0493(1992)120<2109:TSOTSN>2.0.CO;2.
- Webster, P.J. und S. Yang (1992). "Monsoon and Enso: Selectively Interactive Systems". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 118.507, 877–926(50). DOI: 10.1002/qj.49711850705.
- Giorgi, F., G.T. Bates und S.J. Nieman (1993). "The Multiyear Surface Climatology of a Regional Atmospheric Model over the Western United States". In: *Journal of Climate* 6, 75–95(21). DOI: 10.1175/1520-0442(1993)006<0075:TMSCOA>2.0.CO;2.
- Courtier, P., J.-N. Thépaut und A. Hollingsworth (1994). "A strategy for operational implementation of 4D-Var, using an incremental approach". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 120.519, 1367–1387(21). DOI: 10.1002/qj.49712051912.
- Jones, R.G., J.M. Murphy und M. Noguer (1995). "Simulation of climate change over europe using a nested regional-climate model. I: Assessment of control climate, including sensitivity to location of lateral boundaries". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 121.526, 1413–1449(37). DOI: 10.1002/qj.49712152610.
- Kessler, E. (1995). "On the continuity and distribution of water substance in atmospheric circulations". In: *Atmospheric Research* 38.1-4, 109–145(37). DOI: 10.1016/0169-8095(94)00090-Z.
- Zorita, E., J.P. Hughes, D.P. Lettemaier und H. von Storch (1995). "Stochastic characterization of regional circulation patterns for climate model diagnosis and estimation of local precipitation". In: *Journal of Climate* 8.5, 1023–1042(20). DOI: 10.1175/1520-0442(1995)008<1023:SCORCP>2.0.CO;2.
- Bhaskaran, B., R.G. Jones, J.M. Murphy und M. Noguer (1996). "Simulations of the Indian summer monsoon using a nested regional climate model: domain size experiments". In: *Climate Dynamics* 12.9, 573–587(15). ISSN: 0930-7575. DOI: 10.1007/bf00216267.
- Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K.C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, A. Leetmaa, R. Reynolds, R. Jenne und D. Joseph (1996). "The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project". In: *Bulletin of the American*



- Meteorological Society* 77.3, 437–471(35). ISSN: 0003-0007. DOI: 10.1175/1520-0477(1996)077<0437:TNYRP>2.0.CO;2.
- Watterson, I.G. (1996). “Non-dimensional measures of climate model performance”. In: *International Journal of Climatology* 16.4, 379–391(13). ISSN: 0899-8418. DOI: 10.1002/(SICI)1097-0088(199604)16:4<379::AID-JOC18>3.0.CO;2-U.
- Enke, W. und A. Spekat (1997). “Downscaling climate model outputs into local and regional weather elements by classification and regression”. In: *Climate Research* 8.3, 195–207(13). DOI: 10.3354/cr008195.
- Lau, K.-M. und S. Yang (1997). “Climatology and interannual variability of the southeast asian summer monsoon”. In: *Advances in Atmospheric Sciences* 14.2, 141–162(22). DOI: 10.1007/s00376-997-0016-y.
- Werner, P.C. und F.-W. Gerstengarbe (1997). “Proposal for the development of climate scenarios”. In: *Climate Research* 8.3, 171–180(10).
- Veersé, F. und J.-N. Thépaut (1998). “Multiple-truncation incremental approach for four-dimensional variational data assimilation”. In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 124.550, 1889–1908(20). DOI: 10.1002/qj.49712455006.
- Webster, P.J., V.O. Magaña, T.N. Palmer, J. Shukla, R.A. Tomas, M. Yanai und T. Yasunari (1998). “Monsoons: Processes, predictability, and the prospects for prediction”. In: *Journal of Geophysical Research: Oceans* 103.C7, 14451–14510(60). DOI: 10.1029/97JC02719.
- Bouttier, F. und P. Courtier (1999). *Data assimilation concepts and methods*. [http://www.ecmwf.int/newsevents/training/rcourse\\_notes/pdf\\_files/Assim\\_concepts.pdf](http://www.ecmwf.int/newsevents/training/rcourse_notes/pdf_files/Assim_concepts.pdf).
- New, M., M. Hulme und P. Jones (1999). “Representing Twentieth-Century Space–Time Climate Variability. Part I: Development of a 1961–90 Mean Monthly Terrestrial Climatology”. In: *Journal of Climate* 12 (3), 829–856(28). DOI: 10.1175/1520-0442(1999)012<0829:RTCSTC>2.0.CO;2.
- von Storch, H., S. Güss und M. Heimann (1999). *Das Klimasystem und seine Modellierung: Eine Einführung*. Springer. ISBN: 9783540658306.
- von Storch, H. und F.W. Zwiers (1999). *Statistical Analysis in Climate Research*. Cambridge University Press. ISBN: 0521012309.
- Wang, B. und Z. Fan (1999). “Choice of South Asian Summer Monsoon Indices”. In: *Bulletin of the American Meteorological Society* 80.4, 629–638(10). DOI: 10.1175/1520-0477(1999)080<0629:COSASM>2.0.CO;2.
- Watterson, I.G., M.R. Dix und R.A. Colman (1999). “A comparison of present and doubled CO<sub>2</sub> climates and feedbacks simulated by three general circulation models”. In: *Journal of Geophysical Research* 104.D2, 1943–1956(14). DOI: 10.1029/1998JD200049.
- Zorita, E. und H. von Storch (1999). “The analog method as a simple statistical downscaling technique: comparison with more complicated methods”. In: *Journal of Climate* 12.8, 2474–2489(16). DOI: 10.1175/1520-0442(1999)012<2474:TAMAAS>2.0.CO;2.
- Lau, K.-M., K.-M. Kim und S. Yang (2000). “Dynamical and boundary forcing characteristics of regional components of the asian summer monsoon”. In: *Journal of Climate* 13.14, 2461–2482(22). DOI: 10.1175/1520-0442(2000)013<2461:DABFCO>2.0.CO;2.
- New, M., M. Hulme und P. Jones (2000). “Representing Twentieth-Century Space–Time Climate Variability. Part II: Development of 1901–96 Monthly Grids of Terrestrial Surface Climate”. In: *Journal of Climate* 13 (13), 2217–2238(22). DOI: 10.1175/1520-0442(2000)013<2217:RTCSTC>2.0.CO;2.
- Stöcker, H. (2000). *Taschenbuch der Physik*. 4. Verlag Harri Deutsch. ISBN: 3817116276.

- von Storch, H., H. Langenberg und F. Feser (2000). "A spectral nudging technique for dynamical downscaling purposes". In: *Monthly Weather Review* 128.10, 3664–3673(10). DOI: 10.1175/1520-0493(2000)128<3664:ASNTFD>2.0.CO;2.
- Wu, R. und B. Wang (2000). "Interannual variability of summer monsoon onset over the western north pacific and the underlying processes". In: *Journal of Climate* 13.14, 2483–2501(19). DOI: 10.1175/1520-0442(2000)013<2483:IVOSMO>2.0.CO;2.
- Bronstein, I.N., K.A. Semendjajew, G. Musiol und H. Muehlig (2001). *Taschenbuch der Mathematik*. 5. Verlag Harri Deutsch. ISBN: 3817120052.
- Gao, X., Z. Zhao, Y. Ding, R. Huang und F. Giorgi (2001). "Climate change due to greenhouse effects in China as simulated by a regional climate model". In: *Advances in Atmospheric Sciences* 18.6, 1224–1230(7). DOI: 10.1007/s00376-001-0036-y.
- Schrodin, R. und E. Heise (2001). *The Multi-Layer Version of the DWD Soil Model TERRA\_ML*. Technical Report.
- Taylor, K.E. (2001). "Summarizing multiple aspects of model performance in a single diagram". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 106.D7, 7183–7192(10). ISSN: 2156-2202. DOI: 10.1029/2000JD900719.
- Trenberth, K.E., D.P. Stepaniak, J.W. Hurrell und M. Fiorino (2001). "Quality of reanalyses in the tropics". In: *Journal of Climate* 14, 1499–1510(12). DOI: 10.1175/1520-0442(2001)014<1499:QORITT>2.0.CO;2.
- Wang, B., R. Wu und K.-M. Lau (2001). "Interannual Variability of the Asian Summer Monsoon: Contrasts between the Indian and the Western North Pacific–East Asian Monsoons". In: *Journal of Climate* 14.20, 4073–4090(18). DOI: 10.1175/1520-0442(2001)014<4073:IVOTAS>2.0.CO;2.
- Allen, M.R. und W.J. Ingram (2002). "Constraints on future changes in climate and the hydrologic cycle". In: *Nature* 419, 224–232(9). DOI: 10.1038/nature01092.
- Gao, X., Z. Zhao und F. Giorgi (2002). "Changes of extreme events in regional climate simulations over East Asia". In: *Advances in Atmospheric Sciences* 19.5, 927–942(16). DOI: 10.1007/s00376-002-0056-2.
- Kanamitsu, M., W. Ebisuzaki, J. Woollen, S.-K. Yang, J.J. Hnilo, M. Fiorino und G. L. Potter (2002). "NCEP-DOE AMIP-II Reanalysis (R-2)". In: *Bulletin of the American Meteorological Society* 83, 1631–1643(13). DOI: 10.1175/BAMS-83-11-1631.
- Li, J. und Q. Zeng (2002). "A unified monsoon index". In: *Geophysical Research Letters* 29.8, 1151–1154(4). DOI: 10.1029/2001GL013874.
- Wang, B. und LinHo (2002). "Rainy season of the asian-pacific summer monsoon". In: *Journal of Climate* 15.4, 386–398(13). DOI: 10.1175/1520-0442(2002)015<0386:RSOTAP>2.0.CO;2.
- Wergen, W. (2002). "Datenassimilation - ein Überblick". In: *promet* 27.3/4, 142–149(8).
- Wicker, L.J. und W.C. Skamarock (2002). "Time-splitting methods for elastic models using forward time schemes". In: *Monthly Weather Review* 130.8, 2088–2097(10). DOI: 10.1175/1520-0493(2002)130<2088:TSMFEM>2.0.CO;2.
- Demtröder, W. (2003). *Experimentalphysik*. 1. *Mechanik und Wärme*. Springer. ISBN: 9783540435594.
- Denis, B., R. Laprise und D. Caya (2003). "Sensitivity of a regional climate model to the resolution of the lateral boundary conditions". In: *Climate Dynamics* 20.2-3, 107–126(20). DOI: 10.1007/s00382-002-0264-6.
- Gadgil, S. (2003). "The Indian Monsoon and its Variability". In: *Annual Review of Earth and Planetary Sciences* 31.1, 429–467(39). DOI: 10.1146/annurev.earth.31.100901.141251.

- Gao, X., L. Luo, W. Lin, Z. Zhao und F. Giorgi (2003). "Simulation of effects of land use change on climate in China by a regional climate model". In: *Advances in Atmospheric Sciences* 20.4, 583–592(10). DOI: 10.1007/BF02915501.
- Gates, W.L. (2003). "Ein kurzer Überblick über die Geschichte der Klimamodellierung". In: *promet: Numerische Klimamodelle – Was können sie, wo müssen sie verbessert werden? Teil II: Modellierung natürlicher Klimaschwankungen*. Hrsg. von H.D. Behr. Bd. 29. Deutscher Wetterdienst, 3–5(3).
- Hólm, E.V. (2003). *Lecture notes on assimilation algorithms*. [http://www.ecmwf.int/newsevents/training/lecture\\_notes/pdf\\_files/ASSIM/Ass\\_algs.pdf](http://www.ecmwf.int/newsevents/training/lecture_notes/pdf_files/ASSIM/Ass_algs.pdf).
- Hu, Z.-Z., S. Yang und R. Wu (2003). "Long-term climate variations in China and global warming signals". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 108.D19. DOI: 10.1029/2003JD003651.
- Kalnay, E. (2003). *Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability*. Cambridge University Press. ISBN: 9780521796293.
- Österle, H., F.-W. Gerstengarbe und P.C. Werner (2003). "Homogenisierung und Aktualisierung des Klimadatensatzes der Climate Research Unit der Universität of East Anglia, Norwich". In: *6. Deutsche Klimatagung*, 326–329(4).
- Stappeler, J., G. Doms, U. Schättler, H.W. Bitzer, A. Gassmann, U. Damrath und G. Gregoric (2003). "Meso-gamma scale forecasts using the nonhydrostatic model LM". In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 82, 75–96(22). DOI: 10.1007/s00703-001-0592-9.
- Yates, D., S. Gangopadhyay, B. Rajagopalan und K. Strzepek (2003). "A technique for generating regional climate scenarios using a nearest-neighbor algorithm". In: *Water Resources Research* 39.7.
- Bengtsson, L., S. Hagemann und K.I. Hodges (2004). "Can climate trends be calculated from reanalysis data?" In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 109.D11. ISSN: 2156-2202. DOI: 10.1029/2004JD004536.
- Bengtsson, L., K.I. Hodges und S. Hagemann (2004a). "Sensitivity of large-scale atmospheric analyses to humidity observations and its impact on the global water cycle and tropical and extratropical weather systems in ERA40". In: *Tellus A* 56.3, 202–217(16). ISSN: 1600-0870. DOI: 10.1111/j.1600-0870.2004.00053.x.
- (2004b). "Sensitivity of the ERA40 reanalysis to the observing system: determination of the global atmospheric circulation from reduced observations". In: *Tellus A* 56.5, 456–471(16). ISSN: 1600-0870. DOI: 10.1111/j.1600-0870.2004.00079.x.
- Böhm, U., M. Kücken, D. Hauße, F.-W. Gerstengarbe, P. C. Werner, M. Flechsig, K. Keuler, A. Block, W. Ahrens und Th. Nocke (2004). "Reliability of regional climate model simulations of extremes and of long-term climate". In: *Natural Hazards and Earth System Science* 4.3, 417–431(15). DOI: 10.5194/nhess-4-417-2004.
- Iorio, J.P., P.B. Duffy, B. Govindasamy, S.L. Thompson, M. Khairoutdinov und D. Randall (2004). "Effects of model resolution and subgrid-scale physics on the simulation of precipitation in the continental United States". In: *Climate Dynamics* 23.3-4, 243–258(16). ISSN: 0930-7575. DOI: 10.1007/s00382-004-0440-y.
- Kraus, H. (2004). *Die Atmosphäre der Erde: Eine Einführung in die Meteorologie*. Springer. ISBN: 3540206566.
- Nolting, Wolfgang (2004). *Grundkurs Theoretische Physik 3: Elektrodynamik*. Springer. ISBN: 3540205098.
- Simmons, A.J., P.D. Jones, V. da Costa Bechtold, A.C.M. Beljaars, P.W. Källberg, S. Saarinen, S.M. Uppala, P. Viterbo und N. Wedi (2004). "Comparison of trends and

- low-frequency variability in CRU, ERA-40, and NCEP/NCAR analyses of surface air temperature". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 109.D24. ISSN: 2156-2202. DOI: 10.1029/2004JD005306.
- Trémolet, Y. (2004). "Diagnostics of linear and incremental approximations in 4D-Var". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 130.601, 2233–2251(19). DOI: 10.1256/qj.03.33.
- Chang, C.-P., Z. Wang, J. McBride und C.-H. Liu (2005). "Annual cycle of southeast asia-maritime continent rainfall and the asymmetric monsoon transition". In: *Journal of Climate* 18.2, 287–301(15). DOI: 10.1175/JCLI-3257.1.
- Ding, Y. und J.C.L. Chan (2005). "The East Asian summer monsoon: an overview". In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 89, 117–142(26). DOI: 10.1007/s00703-005-0125-z.
- Fu, C., S. Wang, Z. Xiong, W.J. Gutowski, D.-K. Lee, J.L. McGregor, Y. Sato, H. Kato, J.-W. Kim und M.-S. Suh (2005). "Regional Climate Model Intercomparison Project for Asia". In: *Bulletin of the American Meteorological Society* 86.2, 257–266(10). DOI: 10.1175/BAMS-86-2-257.
- Gerstengarbe, F.W., M. Kücken und P.C. Werner (2005). "A new validation scheme for the evaluation of multiparameter fields". In: *Tellus A* 57.1, 35–42(8). DOI: 10.1111/j.1600-0870.2005.00085.x.
- Goswami, B.N. (2005). "South Asian monsoon". In: *Intraseasonal Variability in the Atmosphere-Ocean Climate System*. Springer Praxis Books. Springer, 19–61(43). ISBN: 9783540222767. DOI: 10.1007/3-540-27250-X\_2.
- Kimoto, M. (2005). "Simulated change of the east Asian circulation under global warming scenario". In: *Geophysical Research Letters* 32.16. DOI: 10.1029/2005GL023383.
- Kimoto, M., N. Yasutomi, C. Yokoyama und S. Emori (2005). "Projected Changes in Precipitation Characteristics around Japan under the Global Warming". In: *Scientific Online Letters on the Atmosphere* 1, 85–88(4).
- Kurihara, K., K. Ishihara, H. Sasaki, Y. Fukuyama, H. Saitou, I. Takayabu, K. Murazaki, Y. Sato, S. Yukimoto und A. Noda (2005). "Projection of climatic change over Japan due to global warming by high-resolution regional climate model in MRI". In: *Scientific Online Letters in the Atmosphere* 1.1, 97–100(4).
- Mitchell, T.D. und P.D. Jones (2005). "An improved method of constructing a database of monthly climate observations and associated high-resolution grids". In: *International Journal of Climatology* 25.6, 693–712(20). ISSN: 0899-8418. DOI: 10.1002/joc.1181.
- Roe, G.H. (2005). "Orographic Precipitation". In: *Annual Review of Earth and Planetary Sciences* 33.1, 645–671(27). DOI: 10.1146/annurev.earth.33.092203.122541.
- Trenberth, K.E. und D.J. Shea (2005). "Relationships between precipitation and surface temperature". In: *Geophysical Research Letters* 32.14. DOI: 10.1029/2005GL022760.
- Uppala, S.M., P.W. Kållberg, A.J. Simmons, U. Andrae, V. Da Costa Bechtold, M. Fiorino, J.K. Gibson, J. Haseler, A. Hernandez, G.A. Kelly, X. Li, K. Onogi, S. Saarinen, N. Sokka, R.P. Allan, E. Andersson, K. Arpe, M.A. Balmaseda, A.C.M. Beljaars, L. van de Berg, J. Bidlot, N. Bormann, S. Caires, F. Chevallier, A. Dethof, M. Dragosavac, M. Fisher, M. Fuentes, S. Hagemann, E. Hólm, B.J. Hoskins, L. Isaksen, P.A.E.M. Janssen, R. Jenne, A.P. McNally, J.-F. Mahfouf, J.-J. Morcrette, N.A. Rayner, R.W. Saunders, P. Simon, A. Sterl, K.E. Trenberth, A. Untch, D. Vasiljevic, P. Viterbo und J. Woollen (2005). "The ERA-40 re-analysis". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 131.612, 2961–3012(52). ISSN: 1477-870X. DOI: 10.1256/qj.04.176.

- Allan, R. und T. Ansell (2006). "A New Globally Complete Monthly Historical Gridded Mean Sea Level Pressure Dataset (HadSLP2): 1850–2004". In: *Journal of Climate* 19, 5816–5842(27). DOI: 10.1175/JCLI3937.1.
- Boo, K.-O., W.-T. Kwon und H.-J. Baek (2006). "Change of extreme events of temperature and precipitation over Korea using regional projection of future climate change". In: *Geophysical Research Letters* 33.1. DOI: 10.1029/2005GL023378.
- Feng, J. und C. Fu (2006). "Inter-comparison of 10-year precipitation simulated by several RCMs for Asia". In: *Advances in Atmospheric Sciences* 23.4, 531–542(12). ISSN: 0256-1530. DOI: 10.1007/s00376-006-0531-2.
- Gao, X., Y. Xu, Z. Zhao, J. S. Pal und F. Giorgi (2006). "On the role of resolution and topography in the simulation of East Asia precipitation". In: *Theoretical and Applied Climatology* 86.1-4, 173–185(13). DOI: 10.1007/s00704-005-0214-4.
- Paeth, H. (2006). "Das Monsunklima in Asien". In: *promet* 32.3/4, 98–113(16).
- Räisänen, J. und L. Ruokolainen (2006). "Probabilistic forecasts of near-term climate change based on a resampling ensemble technique". In: *Tellus A* 58.4, 461–472(12). ISSN: 1600-0870. DOI: 10.1111/j.1600-0870.2006.00189.x.
- Wallace, J.M. und P.V. Hobbs (2006). *Atmospheric Science*. 2. Elsevier. ISBN: 012732951X.
- Yanai, M. und G.-X. Wu (2006). "Effects of the Tibetan Plateau". In: *The Asian Monsoon*. Springer Praxis Books. Springer, 513–549(37). ISBN: 9783540406105. DOI: 10.1007/3-540-37722-0\_13.
- Block, Alexander (2007). "Unsicherheiten in Oberflächen- und Bodenparametern und ihre Auswirkungen auf die Ergebnisse regionaler Klimasimulationen". Diss. Brandenburgische Technische Universität Cottbus.
- Bronstert, Axel, Vassilios Kolokotronis, Daniel Schwandt und Helmut Straub (2007). "Comparison and evaluation of regional climate scenarios for hydrological impact analysis: General scheme and application example". In: *International Journal of Climatology* 27.12, 1579–1594(16). DOI: 10.1002/joc.1621.
- Huffman, G.J., R.F. Adler, D.T. Bolvin, G. Gu, E.J. Nelkin, K.P. Bowman, Y. Hong, E.F. Stocker und D.B. Wolff (2007). "The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA): Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales". In: *Journal of Hydrometeorology* 8, 38–55(18). DOI: 10.1175/JHM560.1.
- IPCC (2007). *Climate Change 2007 - The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC*. Hrsg. von S. Solomon, D. Qin, M. Manning, Z. Chen, M. Marquis, K.B. Averyt, M. Tignor und H.L. Miller. Cambridge, United Kingdom und New York, NY, USA: Cambridge University Press, S. 996.
- Orlowsky, B. (2007). "Setzkasten Vergangenheit - ein kombinatorischer Ansatz für regionale Klimasimulationen". Diss. Universität Hamburg.
- Press, W.H., S.A. Teukolsky, W.T. Vetterling und B.P. Flannery (2007). *Numerical Recipes 3rd Edition: The Art of Scientific Computing*. 3. Aufl. New York, NY, USA: Cambridge University Press. ISBN: 0521880688, 9780521880688.
- Ahrens, B. und A. Walser (2008). "Information-based skill scores for probabilistic forecasts". In: *Monthly Weather Review* 136.1, 352–363(12). DOI: 10.1175/2007MWR1931.1.
- Benestad, R.E., I. Hanssen-Bauer und D. Chen (2008). *Empirical-statistical downscaling*. World Scientific Publishing. ISBN: 9789812819123.
- Dobler, A. und B. Ahrens (2008). "Precipitation by a regional climate model and bias correction in Europe and South Asia". In: *Meteorologische Zeitschrift* 17, 499–509(11). DOI: 10.1127/0941-2948/2008/0306.

- Etling, D. (2008). *Theoretische Meteorologie Eine Einführung*. Springer. ISBN: 9783540759799.
- Fu, C., Z. Jiang, Z. Guan, J. He und Z. Xu (2008). “Climate of China and East Asian Monsoon”. In: *Regional Climate Studies of China*. Hrsg. von Congbin Fu, Zhihong Jiang, Zhaoyong Guan, Jinhai He und Zhongfeng Xu. Regional Climate Studies. Springer, 1–48(49). DOI: 10.1007/978-3-540-79242-0\_1.
- Gao, X., Y. Shi, R. Song, F. Giorgi, Y. Wang und D. Zhang (2008). “Reduction of future monsoon precipitation over China: comparison between a high resolution RCM simulation and the driving GCM”. In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 100, 73–86(14). DOI: 10.1007/s00703-008-0296-5.
- Giorgi, F. (2008). “Regionalization of climate change information for impact assessment and adaptation”. In: *WMO Bulletin* 57.2, 86–92(7).
- Gleckler, P.J., K.E. Taylor und C. Doutriaux (2008). “Performance metrics for climate models”. In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 113.D6, D06104(20). ISSN: 2156-2202. DOI: 10.1029/2007JD008972.
- Kawase, H., T. Yoshikane, M. Hara, B. Ailikun, F. Kimura und T. Yasunari (2008). “Downscaling of the Climatic Change in the Mei-yu Rainband in East Asia by a Pseudo Climate Simulation Method”. In: *Scientific Online Letters on the Atmosphere* 4, 73–76(4). DOI: 10.2151/so1a.2008-019.
- Kitoh, A. und S. Kusunoki (2008). “East Asian summer monsoon simulation by a 20-km mesh AGCM”. In: *Climate Dynamics* 31.4, 389–401(13). DOI: 10.1007/s00382-007-0285-2.
- Orlowsky, B., F.-W. Gerstengarbe und P.C. Werner (2008). “A resampling scheme for regional climate simulations and its performance compared to a dynamical RCM”. In: *Theoretical and Applied Climatology* 92.3-4, 209–223(15). ISSN: 0177-798X. DOI: 10.1007/s00704-007-0352-y.
- Park, E.-H., S.-Y. Hong und H.-S. Kang (2008). “Characteristics of an East–Asian summer monsoon climatology simulated by the RegCM3”. In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 100.1-4, 139–158(20). DOI: 10.1007/s00703-008-0300-0.
- Rockel, B. und B. Geyer (2008). “The performance of the regional climate model CLM in different climate regions, based on the example of precipitation”. In: *Meteorologische Zeitschrift* 17, 487–498(12). DOI: 10.1127/0941-2948/2008/0297.
- Schönwiese, C.-D. (2008). *Klimatologie*. 3. Eugen Ulmer. ISBN: 9783825217938.
- Smiatek, G., B. Rockel und U. Schattler (2008). “Time invariant data preprocessor for the climate version of the COSMO model (COSMO-CLM)”. In: *Meteorologische Zeitschrift* 17, 395–405(11). DOI: 10.1127/0941-2948/2008/0302.
- Wang, B., Z. Wu, J. Li, J. Liu, C.-P. Chang, Y. Ding und G. Wu (2008). “How to measure the strength of the east asian summer monsoon”. In: *Journal of Climate* 21.17, 4449–4463(15). DOI: 10.1175/2008JCLI2183.1.
- Wang, Z. und C.-P. Chang (2008). “Mechanism of the asymmetric monsoon transition as simulated in an AGCM”. In: *Journal of Climate* 21.8, 1829–1836(8). DOI: 10.1175/2007JCLI1920.1.
- Becker, J.J., D.T. Sandwell, W.H.F. Smith, J. Braud, B. Binder, J. Depner, D. Fabre, J. Factor, S. Ingalls, S.-H. Kim, R. Ladner, K. Marks, S. Nelson, A. Pharaoh, R. Trimmer, J. von Rosenberg, G. Wallace und P. Weatherall (2009). “Global Bathymetry and Elevation Data at 30 Arc Seconds Resolution: SRTM30\_PLUS”. In: *Marine Geodesy* 32.4, 355–371(17). DOI: 10.1080/01490410903297766.

- Dee, D.P. und S.M. Uppala (2009). "Variational bias correction of satellite radiance data in the ERA-Interim reanalysis". In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 135.644, 1830–1841(12). DOI: 10.1002/qj.493.
- Giorgi, F., C. Jones und G.R. Asrar (2009). "Addressing climate information needs at the regional level: The CORDEX framework". In: *WMO Bulletin* 58.3, 175–183(9).
- Guanting Projekt (2009). *Sustainable water and agricultural land use in the Guanting watershed under limited water resources*. URL: <http://www.guanting.de>.
- Hartung, J., B. Elpelt und K.-H. Klösener (2009). *Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik*. 15. Aufl. Oldenbourg. ISBN: 9783486590289.
- Kawase, H., T. Yoshikane, M. Hara, F. Kimura, T. Yasunari, B. Ailikun, H. Ueda und T. Inoue (2009). "Intermodel variability of future changes in the Baiu rainband estimated by the pseudo global warming downscaling method". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 114.D24. DOI: 10.1029/2009JD011803.
- Kücken, M., F.-W. Gerstengarbe und B. Orlowsky (2009). "A Combination of Cluster Analysis and Kappa Statistic for the Evaluation of Climate Model Results". In: *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 48, 1757–1765(9). DOI: 10.1175/2009JAMC2083.1.
- Orlowsky, B. und K. Fraedrich (2009). "Upscaling European surface temperatures to North Atlantic circulation-pattern statistics". In: *International Journal of Climatology* 29.6, 839–849(11). ISSN: 1097-0088. DOI: 10.1002/joc.1744.
- Saha, K. (2009). *Tropical Circulation Systems and Monsoons*. Springer. ISBN: 9783642033735.
- Xu, Y., X. Gao und F. Giorgi (2009). "Regional variability of climate change hot-spots in East Asia". In: *Advances in Atmospheric Sciences* 26.4, 783–792(10). DOI: 10.1007/s00376-009-9034-2.
- Yhang, Y.-B. und S.-Y. Hong (2009). "Improved physical processes in a regional climate model and their impact on the simulated summer monsoon circulations over east asia". In: *Journal of Climate* 21.5, 963–979(17). DOI: 10.1175/2007JCLI1694.1.
- Dobler, A. und B. Ahrens (2010). "Analysis of the Indian summer monsoon system in the regional climate model COSMO-CLM". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 115.D16. DOI: 10.1029/2009JD013497.
- Knutti, Reto (2010). "The end of model democracy?" In: *Climatic Change* 102.3-4, 395–404(10). DOI: 10.1007/s10584-010-9800-2.
- Moss, R. H., J.A. Edmonds, K.A. Hibbard, M.R. Manning, S.K. Rose, D.P. van Vuuren, T.R. Carter, S. Emori, M. Kainuma, T. Kram, G.A. Meehl, J.F.B. Mitchell, N. Nakicenovic, K. Riahi, S.J. Smith, R.J. Stouffer, A.M. Thomson, J.P. Weyant und T.J. Wilbanks (2010). "The next generation of scenarios for climate change research and assessment". In: *Nature* 463.7282, 747–756(10). DOI: 10.1038/nature08823.
- Orlowsky, B., O. Bothe, K. Fraedrich, F.-W. Gerstengarbe und X. Zhu (2010). "Future Climates from Bias-Bootstrapped Weather Analogs: An Application to the Yangtze River Basin". In: *Journal of Climate* 23.13, 3509–3524(16). DOI: 10.1175/2010jcli3271.1.
- Weedon, G.P., S. Gomes, P. Viterbo, H. Österle, J.C. Adam, N. Bellouin, O. Boucher und M. Best (2010). "The WATCH forcing data 1958–2001: a meteorological forcing dataset for land surface- and hydrological-models". In: *WATCH Technical Report* 22.
- Boo, K.-O., G. Martin, A. Sellar, C. Senior und Y.-H. Byun (2011). "Evaluating the East Asian monsoon simulation in climate models". In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 116.D1. DOI: 10.1029/2010JD014737.
- CMIP5 (2011). *CLIVAR Exchanges - Special Issue: WCRP Coupled Model Intercomparison Project - Phase 5 - CMIP5*. Project Report 56.



- Dee, D.P., S.M. Uppala, A.J. Simmons, P. Berrisford, P. Poli, S. Kobayashi, U. Andrae, M.A. Balmaseda, G. Balsamo, P. Bauer, P. Bechtold, A.C.M. Beljaars, L. van de Berg, J. Bidlot, N. Bormann, C. Delsol, R. Dragani, M. Fuentes, A.J. Geer, L. Haimberger, S.B. Healy, H. Hersbach, E.V. Hólm, L. Isaksen, P. Källberg, M. Köhler, M. Matricardi, A.P. McNally, B.M. Monge-Sanz, J.-J. Morcrette, B.-K. Park, C. Peubey, P. de Rosnay, C. Tavolato, J.-N. Thépaut und F. Vitart (2011). “The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system”. In: *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 137.656, 553–597(45). DOI: 10.1002/qj.828.
- Doms, G. (2011). *A Description of the Nonhydrostatic Regional COSMO-Model: Part I: Dynamics and Numerics*. Deutscher Wetterdienst.
- Doms, G., J. Förstner, E. Heise, H.J. Herzog, M. Raschendorfer, T. Reinhardt, B. Ritter, R. Schrofín, J.P. Schulz und G. Vogel (2011). *A Description of the Nonhydrostatic Regional COSMO Model: Part II: Physical Parameterization*. Deutscher Wetterdienst.
- Feng, J., D.-K. Lee, C. Fu, J. Tang, Y. Sato, H. Kato, J.L. McGregor und K. Mabuchi (2011). “Comparison of four ensemble methods combining regional climate simulations over Asia”. In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 111.1-2, 41–53(13). DOI: 10.1007/s00703-010-0115-7.
- Flato, G.M. (2011). “Earth system models: an overview”. In: *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change* 2.6, 783–800(18). DOI: 10.1002/wcc.148.
- Haerter, J.O., S. Hagemann, C. Moseley und C. Piani (2011). “Climate model bias correction and the role of timescales”. In: *Hydrology and Earth System Sciences* 15.3, 1065–1079(15). DOI: 10.5194/hess-15-1065-2011.
- Lucas-Picher, P., J.H. Christensen, F. Saeed, P. Kumar, S. Asharaf, B. Ahrens, A.J. Wiltshire, D. Jacob und S. doi: <http://dx.doi.org/> Hagemann (2011). “Can regional climate models represent the indian monsoon?” In: *Journal of Hydrometeorology* 12.5, 849–868(20). DOI: 10.1175/2011JHM1327.1.
- Meinshausen, M., S.J. Smith, K. Calvin, J.S. Daniel, M.L.T. Kainuma, J.-F. Lamarque, K. Matsumoto, S.A. Montzka, S.C.B. Raper, K. Riahi, A. Thomson, G.J.M. Velders und D.P.P. Vuuren (2011). “The RCP greenhouse gas concentrations and their extensions from 1765 to 2300”. In: *Climatic Change* 109.1-2, 213–241(29). ISSN: 0165-0009. DOI: 10.1007/s10584-011-0156-z.
- Meyer-Christoffer, A., A. Becker, P. Finger, B. Rudolf, U. Schneider und M. Ziese (2011). *GPCC Climatology Version 2011 at 0.5°: Monthly Land-Surface Precipitation Climatology for Every Month and the Total Year from Rain-Gauges built on GTS-based and Historic Data*. DOI: 10.5676/DWD\_GPCC/CLIM\_M\_V2011\_050.
- Ose, T. und O. Arakawa (2011). “Uncertainty of Future Precipitation Change Due to Global Warming Associated with Sea Surface Temperature Change in the Tropical Pacific”. In: *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* 89.5, 539–552(14). DOI: 10.2151/jmsj.2011-508.
- Schneider, U., A. Becker, P. Finger, A. Meyer-Christoffer, B. Rudolf und M. Ziese (2011). *GPCC Full Data Reanalysis Version 6.0 at 0.5°: Monthly Land-Surface Precipitation from Rain-Gauges built on GTS-based and Historic Data*. DOI: 10.5676/DWD\_GPCC/FD\_M\_V6\_050.
- SuMaRiO Projekt (2011). *Sustainable Management of River Oases along the Tarim River*. URL: <http://www.sumario.de>.
- Weedon, G.P., S. Gomes, P. Viterbo, W.J. Shuttleworth, E. Blyth, H. Österle, J.C. Adam, N. Bellouin, O. Boucher und M. Best (2011). “Creation of the WATCH Forcing Data and Its Use to Assess Global and Regional Reference Crop Evaporation over Land during the

- Twentieth Century”. In: *Journal of Hydrometeorology* 12.5, 823–848(26). DOI: 10.1175/2011jhm1369.1.
- Liu, C., R.P. Allan und G.J. Huffman (2012). “Co-variation of temperature and precipitation in CMIP5 models and satellite observations”. In: *Geophysical Research Letters* 39.13. DOI: 10.1029/2012GL052093.
- Mauritsen, T., B. Stevens, E. Roeckner, T. Crueger, M. Esch, M. Giorgetta, H. Haak, J. Jungclaus, D. Klocke, D. Matei, U. Mikolajewicz, D. Notz, R. Pincus, H. Schmidt und L. Tomassini (2012). “Tuning the climate of a global model”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 4.3. DOI: 10.1029/2012MS000154.
- Sehlinger, A. (2012). “Charakterisierung des Einflusses der Initialisierung des Bodens auf mittelfristige Trends im Untergrund und in der Atmosphäre”. Diplomarbeit. Karlsruher Institut für Technologie.
- Suh, M.-S., S.-G. Oh, D.-K. Lee, D.-H. Cha, S.-J. Choi, C.-S. Jin und S.-Y. Hong (2012). “Development of New Ensemble Methods Based on the Performance Skills of Regional Climate Models over South Korea”. In: *Journal of Climate* 25.20, 7067–7082(16). DOI: 10.1175/JCLI-D-11-00457.1.
- Taylor, K.E., R.J. Stouffer und G.A. Meehl (2012). “An overview of CMIP5 and the experiment design”. In: *Bulletin of the American Meteorological Society* 93.4, 485–498(14). DOI: 10.1175/BAMS-D-11-00094.1.
- Turner, A.G. und H. Annamalai (2012). “Climate change and the South Asian summer monsoon”. In: *Nature Climate Change* 2, 587–595(9). DOI: 10.1038/nclimate1495.
- Wooldridge, J. (2012). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. Cengage Learning. ISBN: 9781111531041.
- Becker, A., P. Finger, A. Meyer-Christoffer, B. Rudolf, K. Schamm, U. Schneider und M. Ziese (2013). “A description of the global land-surface precipitation data products of the Global Precipitation Climatology Centre with sample applications including centennial (trend) analysis from 1901-present”. In: *Earth System Science Data* 1, 71–99(29). DOI: 10.5194/essd-5-71-2013.
- Christensen, O.B., W.J. Gutowski, G. Nikulin und Legutke S. (2013). *CORDEX Archive Design, version 13/5/2013*. [http://cordex.dmi.dk/joomla/images/CORDEX/cordex\\_archive\\_specifications.pdf](http://cordex.dmi.dk/joomla/images/CORDEX/cordex_archive_specifications.pdf).
- Crueger, Traute, Cathy Hohenegger und Wilhelm May (2013). “Tropical precipitation and convection changes in the Max Planck Institute Earth system model (MPI-ESM) in response to CO2 forcing”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 5.1, 85–97(13). DOI: 10.1002/jame.20012.
- Giorgetta, M.A., J. Jungclaus, C.H. Reick, S. Legutke, J. Bader, M. Böttinger, V. Brovkin, T. Crueger, M. Esch, K. Fieg, K. Glushak, V. Gayler, H. Haak, H.-D. Hollweg, T. Ilyina, S. Kinne, L. Kornblueh, D. Matei, T. Mauritsen, U. Mikolajewicz, W. Mueller, D. Notz, F. Pithan, T. Raddatz, S. Rast, R. Redler, E. Roeckner, H. Schmidt, R. Schnur, J. Segsneider, K.D. Six, M. Stockhause, C. Timmreck, J. Wegner, H. Widmann, K.-H. Wieners, M. Claussen, J. Marotzke und B. Stevens (2013). “Climate and carbon cycle changes from 1850 to 2100 in MPI-ESM simulations for the Coupled Model Intercomparison Project phase 5”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 5.3, 572–597(26). DOI: 10.1002/jame.20038.
- Hantel, M. (2013). *Einführung Theoretische Meteorologie*. Springer Berlin Heidelberg. ISBN: 9783827430557. DOI: 10.1007/978-3-8274-3056-4.
- Huang, S., F. Hattermann, V. Krysanova und A. Bronstert (2013). “Projections of climate change impacts on river flood conditions in Germany by combining three different RCMs

- with a regional eco-hydrological model”. In: *Climatic Change* 116.3-4, 631–663(33). ISSN: 0165-0009. DOI: 10.1007/s10584-012-0586-2.
- Ilyina, T., K.D. Six, J. Segschneider, E. Maier-Reimer, H. Li und I. Núñez-Riboni (2013). “Global ocean biogeochemistry model HAMOCC: Model architecture and performance as component of the MPI-Earth system model in different CMIP5 experimental realizations”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 5.2, 287–315(29). DOI: 10.1029/2012MS000178.
- IPCC (2013). *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Hrsg. von T.F. Stocker, D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex und P.M. Midgley. Cambridge, United Kingdom und New York, NY, USA: Cambridge University Press, S. 1535. DOI: 10.1017/CB09781107415324.
- Jones, P. und I. Harris (2013). *CRU TS 3.21: Climatic Research Unit (CRU) Time-Series (TS) Version 3.21 of High Resolution Gridded Data of Month-by-month Variation in Climate (Jan.1901 - Dec.2012)*. DOI: 10.5285/D0E1585D-3417-485F-87AE-4FCECF10A992.
- Jungclaus, J.H., N. Fischer, H. Haak, K. Lohmann, J. Marotzke, D. Matei, U. Mikolajewicz, D. Notz und J.S. von Storch (2013). “Characteristics of the ocean simulations in the Max Planck Institute Ocean Model (MPIOM) the ocean component of the MPI-Earth system model”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 5.2, 422–446(25). DOI: 10.1002/jame.20023.
- Lutz, J., J. Volkholz und F.-W. Gerstengarbe (2013). “Climate projections for Southern Africa using complementary methods”. In: *International Journal of Climate Change Strategies and Management* 5.2, 130–151(22).
- Oh, S.-G., M.-S. Suh und D.-H. Cha (2013). “Impact of lateral boundary conditions on precipitation and temperature extremes over South Korea in the CORDEX regional climate simulation using RegCM4”. In: *Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences* 49.4, 497–509(13). DOI: 10.1007/s13143-013-0044-8.
- Panitz, H.-J., A. Dosio, M. Büchner, D. Lüthi und K. Keuler (2013). “COSMO-CLM (CCLM) climate simulations over CORDEX-Africa domain: analysis of the ERA-Interim driven simulations at 0.44° and 0.22° resolution”. In: *Climate Dynamics*, 1–24(24). DOI: 10.1007/s00382-013-1834-5.
- Parker, D. (2013). *HadSLP2r\_lowvar: a version of HadSLP2r consistent with HadSLP2*. [http://www.metoffice.gov.uk/hadobs/hadslp2/data/HadSLP2r\\_lowvar\\_description.doc](http://www.metoffice.gov.uk/hadobs/hadslp2/data/HadSLP2r_lowvar_description.doc).
- Reick, C.H., T. Raddatz, V. Brovkin und V. Gayler (2013). “Representation of natural and anthropogenic land cover change in MPI-ESM”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 5.3, 459–482(24). DOI: 10.1002/jame.20022.
- Reyers, M., J.G. Pinto und H. Paeth (2013). “Statistical-dynamical downscaling of present day and future precipitation regimes in the Aksu river catchment in Central Asia”. In: *Global and Planetary Change* 107, 36–49(14). DOI: 10.1016/j.gloplacha.2013.04.003.
- Schättler, U. (2013). *A Description of the Nonhydrostatic Regional COSMO Model: Part V: Preprocessing: Initial and Boundary Data for the COSMO-Model*. Deutscher Wetterdienst.
- Schneck, R., Christian H. Reick und T. Raddatz (2013). “Land contribution to natural CO2 variability on time scales of centuries”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 5.2, 354–365(12). DOI: 10.1002/jame.20029.
- Seo, K.-H., J. Ok, J.-H. Son und D.-H. Cha (2013). “Assessing future changes in the east asian summer monsoon using cmip5 coupled models”. In: *Theoretical and Applied Climatology* 26.19, 7662–7675(14). DOI: 10.1175/JCLI-D-12-00694.1.

- Sperber, K.R., H. Annamalai, I.-S. Kang, A. Kitoh, A. Moise, A. Turner, B. Wang und T. Zhou (2013). “The Asian summer monsoon: an intercomparison of CMIP5 vs. CMIP3 simulations of the late 20th century”. In: *Climate Dynamics* 41.9-10, 2711–2744(34). DOI: 10.1007/s00382-012-1607-6.
- Stevens, B., M. Giorgetta, M. Esch, T. Mauritsen, T. Crueger, S. Rast, M. Salzmann, H. Schmidt, J. Bader, K. Block, R. Brokopf, I. Fast, S. Kinne, L. Kornblueh, U. Lohmann, R. Pincus, T. Reichler und E. Roeckner (2013). “Atmospheric component of the MPI-M Earth System Model: ECHAM6”. In: *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* 5.2, 146–172(27). DOI: 10.1002/jame.20015.
- Wang, D., C. Menz, T. Simon, C. Simmer und C. Ohlwein (2013). “Regional dynamical downscaling with CCLM over East Asia”. In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 121.1-2, 39–53(15). DOI: 10.1007/s00703-013-0250-z.
- Zou, L. und T. Zhou (2013). “Improve the simulation of western North Pacific summer monsoon in RegCM3 by suppressing convection”. In: *Meteorology and Atmospheric Physics* 121.1-2, 29–38(10). DOI: 10.1007/s00703-013-0255-7.
- Feldhoff, J.H., S. Lange, J. Volkholz, J.F. Donges, J. Kurths und F.-W. Gerstengarbe (2014). “Complex networks for climate model evaluation with application to statistical versus dynamical modeling of South American climate”. In: *Climate Dynamics*, 1–15(15). DOI: 10.1007/s00382-014-2182-9.
- Harris, I., P.D. Jones, T.J. Osborn und D.H. Lister (2014). “Updated high-resolution grids of monthly climatic observations – the CRU TS3.10 Dataset”. In: *International Journal of Climatology* 34.3, 623–642(19). ISSN: 1097-0088. DOI: 10.1002/joc.3711.
- Lee, J.-W., S.-Y. Hong, E.-C. Chang, M.-S. Suh und H.-S. Kang (2014). “Assessment of future climate change over East Asia due to the RCP scenarios downscaled by GRIMs-RMP”. In: *Climate Dynamics* 42.3-4, 733–747(15). DOI: 10.1007/s00382-013-1841-6.
- Oh, S.-G., J.-H. Park, S.-H. Lee und M.-S. Suh (2014). “Assessment of the RegCM4 over East Asia and future precipitation change adapted to the RCP scenarios”. In: *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 119.6, 2913–2927(15). DOI: 10.1002/2013JD020693.
- Wang, L. und W. Chen (2014). “A CMIP5 multimodel projection of future temperature, precipitation, and climatological drought in China”. In: *International Journal of Climatology* 34.6, 2059–2078(20). DOI: 10.1002/joc.3822.
- Wechsung, F. und M. Wechsung (2014). “Dryer years and brighter sky – the predictable simulation outcomes for Germany’s warmer climate from the weather resampling model STARS”. In: *International Journal of Climatology*. DOI: 10.1002/joc.4220.
- Asharaf, S. und B. Ahrens (2015). “Indian summer monsoon rainfall processes in climate change scenarios”. In: *Journal of Climate* 28.13, 5414–5429(16). DOI: 10.1175/JCLI-D-14-00233.1.

# Sekundäre Literatur und Hilfsmittel

- van Rossum, G. und F.L. Drake (2001). *Python Reference Manual*. PythonLabs. Virginia, USA.
- Hunter, J. D. (2007). “Matplotlib: A 2D Graphics Environment”. In: *Computing in Science & Engineering* 9.3, 90–95(6). DOI: 10.1109/MCSE.2007.55.
- Oliphant, T.E. (2007). “Python for Scientific Computing”. In: *Computing in Science & Engineering* 9.3, 10–20(11). DOI: 10.1109/MCSE.2007.58.
- Pérez, F. und B.E. Granger (2007). “IPython: A System for Interactive Scientific Computing”. In: *Computing in Science & Engineering* 9.3, 21–29(9). DOI: 10.1109/MCSE.2007.53.
- R Development Core Team (2008). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. ISBN 3-900051-07-0. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria.
- Sanders, J. und E. Kandrot (2010). *CUDA by Example: An Introduction to General-Purpose GPU Programming*. 1st. Addison-Wesley Professional. ISBN: 0131387685, 9780131387683.
- Millman, K. J. und M. Aivazis (2011). “Python for Scientists and Engineers”. In: *Computing in Science & Engineering* 13.2, 9–12(4). DOI: 10.1109/MCSE.2011.36.
- Ramachandran, P. und G. Varoquaux (2011). “Mayavi: 3D Visualization of Scientific Data”. In: *Computing in Science & Engineering* 13.2, 40–51(12). DOI: 10.1109/MCSE.2011.35.
- van der Walt, S., S. C. Colbert und G. Varoquaux (2011). “The NumPy Array: A Structure for Efficient Numerical Computation”. In: *Computing in Science & Engineering* 13.2, 22–30(9). DOI: 10.1109/MCSE.2011.37.
- Cheng, J., M. Grossman und T. McKercher (2014). *Professional CUDA C Programming*. EBL-Schweitzer. Wiley. ISBN: 9781118739327.
- Climate Data Operators* (2015). URL: <http://www.mpimet.mpg.de/cdo>.



## Danksagung

An erster Stelle bedanke ich mich außerordentlich bei meinen beiden Gutachter Herrn Prof. Dr. B. Ahrens und Herrn Prof. Dr. A. Bronstert für ihre Bereitschaft die vorliegende Arbeit, trotz ihres Umfangs, zu begutachten. Zudem möchte ich mich bei Prof. Dr. F.-W. Gerstengarbe bedanken, dass er mir die Möglichkeit geboten hat, diese Dissertation am Potsdam Institut für Klimafolgenforschung ohne Hindernisse zu bearbeiten.

Großer Dank gilt auch Dr. S. Grossmann-Clarke, Dr. S. Schubert und Dr. P. Hoffmann für ihre Bereitschaft dieses Dissertation zu lesen und mit hilfreichen und konstruktiven Kommentaren inhaltlich, textlich und typographisch zu verbessern. Darüber hinaus möchte ich auch Dr. S. und Dr. M. Hempel danken, welche sowohl durch ihre hilfreichen Kommentare, als auch ihre moralische Unterstützung und freundschaftlichen Druck zum vollenden dieser Arbeit beigetragen haben.

Allen Kollegen des Potsdam Institut für Klimafolgenforschung danke ich für eine wundervolle Zusammenarbeit und die vielen Diskussionen zu wissenschaftlichen und nicht wissenschaftlichen Themen. Insbesondere die Zusammenarbeit in den verschiedenen Projekten war immer interessant und lehrreich. Dieses Umfeld war stets ein motivierender Faktor für die Ausarbeitung dieser Dissertation. Ich danke zudem Dr. F. Wechsung und Prof. Dr. F.-W. Gerstengarbe für viele lebhafte Diskussionen zur kritischen Auseinandersetzung mit regionalen Klimamodellen und dem statistischen Modellierungsansatz im Besonderen.

Ich bedanke mich beim National Centers for Environmental Prediction (NCEP), dem National Center for Atmospheric Research (NCAR) und dem Department of Energy (DOE) der USA für die Erstellung der beiden Reanalysedatensätze NCEP/NCAR und NCEP/DOE, sowie der Physical Sciences Division (PSD), des Earth System Research Laboratory (ESRL), des Office of Oceanic and Atmospheric Research (OAR) der National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) für die Bereitstellung der Daten (<http://www.esrl.noaa.gov/psd/>). Ferner bedanke ich mich beim European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) für die Erstellung und Bereitstellung der ERA-40 und ERA-Interim Reanalysen. Darüber hinaus danke ich dem Max Planck Institut Hamburg für die Erstellung und Bereitstellung der Modellrechnungen des MPI-ESM-LR Erdsystemmodells sowie der CCLM-Community für die Aufarbeitung und Bereitstellung der verwendeten Antriebe von CCLM.

Ich bedanke mich im besonderem Maße bei meiner Freundin Katja Rahn für ihre Unterstützung, ihren Rückhalt und ganz besonders ihre Geduld. Darüber hinaus bedanke ich mit bei meiner Familie, insbesondere meinen Eltern und meinen Freunden. Ohne ihre moralische Unterstützung und Motivation wäre diese Arbeit nicht möglich gewesen.





## **Erklärung**

Ich erkläre hiermit, dass ich mich bisher keiner Doktorprüfung im Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Bereich unterzogen habe.

Christoph Menz  
Frankfurt am Main, den 20. Oktober 2015

## **Versicherung**

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorgelegte Dissertation über

„Entwicklung von regionalen Klimasimulationen für CORDEX-Ostasien auf Basis eines physikalisch dynamischen und eines statistischen Regionalmodells.“

selbständig angefertigt und mich anderer Hilfsmittel als der in ihr angegebenen nicht bedient habe, insbesondere, dass alle Entlehnungen aus anderen Schriften mit Angabe der betreffenden Schrift gekennzeichnet sind.

Ich versichere, die Grundsätze der guten wissenschaftlichen Praxis beachtet, und nicht die Hilfe einer kommerziellen Promotionsvermittlung in Anspruch genommen zu haben.

Christoph Menz  
Frankfurt am Main, den 20. Oktober 2015

