

Kann man Finanzkrisen vorhersagen?

Über statistische Prognosen
und ihre Grenzen

von Nils Bertschinger



»Prognosen sind schwierig, besonders, wenn sie die Zukunft betreffen«, sagt ein geflügeltes Wort. Die letzte Finanzkrise ist dafür ein gutes Beispiel, denn die wenigsten Analysten und Wirtschaftsweisen haben sie kommen sehen. Da Finanzkrisen glücklicherweise selten sind, ist es allerdings schwierig, Modelle zu entwickeln, die rechtzeitig vor einem Crash warnen.

Es erscheint paradox: Die Digitalisierung erfasst zunehmend viele Lebensbereiche und wie selbstverständlich nutzen wir immer genauere Vorhersagen – sei es, um den nächsten Regenschauer zu vermeiden oder um individuell zugeschnittene Produktempfehlungen zu erhalten. Gleichzeitig erscheint die Zukunft zunehmend ungewiss angesichts der großen technologischen, gesellschaftlichen und politischen Herausforderungen wie etwa dem Klimawandel. Vor allem langfristige Prognosen sind entsprechend ungenau und auch die letzte Finanzkrise wurde z. B. von den wenigsten Analysten und Wirtschaftsweisen vorhergesagt. Selbst die größten Pessimisten haben wohl nicht erwartet, dass sich der Zusammenbruch des US-amerikanischen Häusermarktes zu einer weltweiten Rezession ausweiten würde. Nur zu gut sind die staatlichen Hilfsprogramme, die weltweit zur Rettung der Banken aufgelegt wurden, in Erinnerung geblieben. Und dennoch hat sich die Eurozone nach zehn Jahren noch nicht vollständig von den Verwerfungen der Krise erholt. So wundert es nicht, dass wir die nächste Finanzkrise gerne vermeiden oder zumindest frühzeitig vorhersagen können würden.

Effiziente Märkte und nicht vorhersagbare Preise

Die moderne industrialisierte Weltwirtschaft ist und war von einem funktionierenden Finanzsystem abhängig. Dieses stellt einerseits sicher, dass Güter und Dienstleistungen, die täglich ausgetauscht werden, korrekt und sicher bezahlt werden. Andererseits übernehmen und kontrollieren Finanzinstitute Risiken und bieten vielfältige Investitionsmöglichkeiten, etwa für Sparer, die ihr Geld für die Rente zurücklegen möchten. Mit am wichtigsten ist aber sicherlich die Bereitstellung von Kapital für wirtschaft-

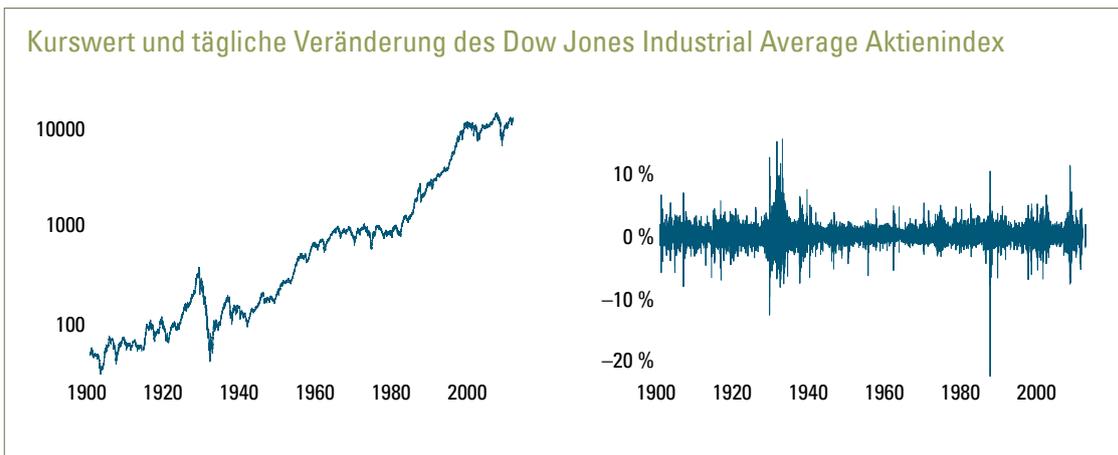
liche Unternehmungen. Insbesondere Produkte der Informationstechnologie, wie Smartphones, sind häufig kapitalintensiv und wären ohne entsprechende Finanzierungslösungen nicht möglich gewesen. Vor allem Finanzmärkte bringen hierbei Kapitalnehmer und -geber zusammen und erlauben den Handel zwischen Investoren. Dadurch wird der Preis ständig an Angebot und Nachfrage angepasst und dient so als wichtiges Bewertungsinstrument.

Folgt man der Hypothese der effizienten Märkte [1], für die Prof. Eugene Fama im Jahr 2013 den Nobelpreis für Ökonomie erhalten hat, dann geben Marktpreise sämtliche Informationen beinahe instantan wieder. Da sich demnach Preise nur durch neue Information verändern, also Nachrichten, die zum jetzigen Zeitpunkt noch nicht bekannt sein konnten, sind sie prinzipiell nicht vorhersagbar. Entsprechend werden Aktienkurse gemeinhin als zufällige Prozesse beschrieben. Abb. 1 (siehe Seite 70) zeigt den Kurswert und die tägliche Veränderung des Dow Jones Industrial Average Aktienindex über mehr als 100 Jahre. Insgesamt wächst der Wert exponentiell – man beachte die logarithmische Skala –, zeigt aber oftmals starke Schwankungen. In der Tat sind die täglichen Veränderungen mit häufig einigen und teilweise über 10 Prozentpunkten sehr groß im Vergleich zur langfristigen Wachstumsrate von etwa 0,02 Prozent pro Handelstag (das entspricht 5 Prozent pro

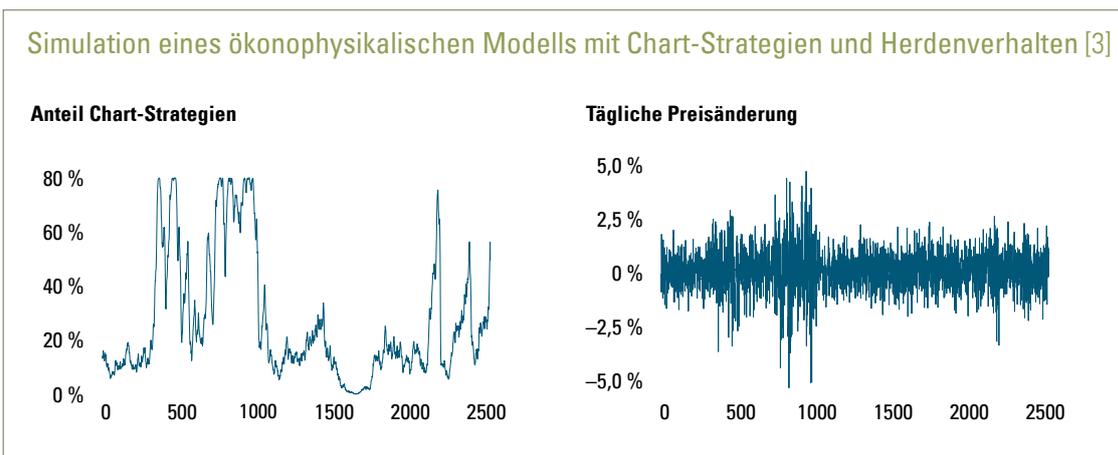
AUF DEN PUNKT GEBRACHT

- Im Widerspruch zur Hypothese der effizienten Märkte geht die Ökonomie davon aus, dass Finanzmärkte teilweise vorhergesagt werden können.
- Unsicherheiten lassen sich, sofern sie bekannt sind, mithilfe der Bayes'schen Statistik modellieren. Gauß-Prozesse sind ein mächtiges Werkzeug aus diesem Bereich.
- Warnsignale werden bewertet, indem man die richtig vorhergesagten Krisen mit den falschen Alarmen in Beziehung setzt.

1 Man erkennt gut, dass der Kurswert langfristig wächst, jedoch kurzfristig stark schwankt. Nach der effizienten Markthypothese sind diese Schwankungen nicht vorhersagbar.



2 Die simulierten täglichen Preisveränderungen zeigen realistische Dynamiken. Hohe Volatilität wird hierbei durch Chart-Strategien hervorgerufen, wenn diese von einer Mehrheit der Händler verwendet wird.



Jahr). Nach der effizienten Markthypothese ist es nun nicht möglich vorherzusagen, ob der Kurs morgen steigt oder fällt.

Ökonophysik: Märkte durch Herdenverhalten teilweise vorhersagbar

Viele Wissenschaftler haben seither die effiziente Markthypothese empirisch getestet und sind dabei schnell auf Anomalien gestoßen, die sich damit nur schlecht vereinbaren lassen. Insbesondere die Stärke der Preisschwankungen, Volatilität genannt, ist in diesem Zusammenhang interessant. Zum einen lässt sich die Volatilität teilweise vorhersagen; auf kleine Schwankungen folgen häufig kleine und auf große entsprechend ebenfalls große Schwankungen. Zum anderen sind die stärksten beobachteten Preisbewegungen kaum als Information zu verstehen, die im Preis reflektiert wird [2]. Das würde nämlich bedeuten, dass bisherige Einschätzungen zu den Wachstumsaussichten von Firmen oder gar Volkswirtschaften extrem falsch gewesen sein müssten. Interessanterweise haben zusammen mit dem Urheber der effizienten Markthypothese auch zwei Kritiker dieser Hypothese, Prof. Robert Shiller und Prof. Lars Peter Hansen, den Nobelpreis für Wirtschaftswissenschaften 2013 erhalten.

Auch Physiker haben sich seither mit Finanzmärkten beschäftigt. Mittlerweile ist Ökonophysik eine eigenständige Forschungsrichtung und zeichnet ein anderes Bild davon, wie Finanzmärkte funktionieren. Märkte bestehen in ihrem Modell aus einer Vielzahl von Händlern, die alle verschiedene Strategien verfolgen, egal, ob diese auf rationaler Information beruhen oder nicht. Zusätzlich wird oftmals eine Art von Herdenverhalten angenommen, bei dem Akteure zu Strategien wechseln, die von einer Mehrheit bereits verwendet werden [3]. Marktschwankungen ergeben sich dann aus dem kollektiven Verhalten aller Akteure (Abb. 2). Insbesondere Strategien, die auf vergangene Preise reagieren (Chart-Strategien) wie das Kaufen, nachdem Preise gestiegen sind, verstärken die Schwankungen und bieten damit eine verhaltensbasierte Erklärung für die Volatilität. Gleichzeitig werden Preise dadurch phasenweise selbstbezüglich und damit zumindest teilweise vorhersagbar.

Warnsignale für Krisen generieren

Theoretisch könnten Finanzkrisen also vorhersagbar sein. Dabei ist das Ziel, aus verschiedenen Beobachtungen, etwa letztjährige Marktpreise und ihre Volatilität, aber auch aus makro-öko-

1 Bayes'sche Regel

Für zwei Ereignisse A und B mit positiver Wahrscheinlichkeit $P(B) > 0$ gilt

$$P(B|A) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)} = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B|A) P(A) + P(B|\bar{A}) P(\bar{A})}. \quad (1)$$

Diese Formel spielt eine fundamentale Rolle in der Bayes'schen Statistik. Wahrscheinlichkeiten werden hierbei als subjektive Einschätzungen verstanden. Die Bayes'sche Regel gibt uns dann ein konsistentes Verfahren an die Hand, aus Beobachtungen zu lernen.

Als klassisches Beispiel soll ein medizinischer Test dienen. Hierbei gibt es die folgenden Ereignisse:

- A : »Patient ist krank«
- \bar{A} : »Patient ist nicht krank«
- B : »Schnelltest war positiv«

Die Bayes'sche Regel erlaubt es nun, die a posteriori-Wahrscheinlichkeit $P(A|B)$ zu ermitteln, dass der Patient wirklich krank ist, wenn er positiv getestet wurde. Dazu müssen einige Unsicherheiten berücksichtigt werden, die alle ihrerseits als Wahrscheinlichkeiten beschrieben werden:

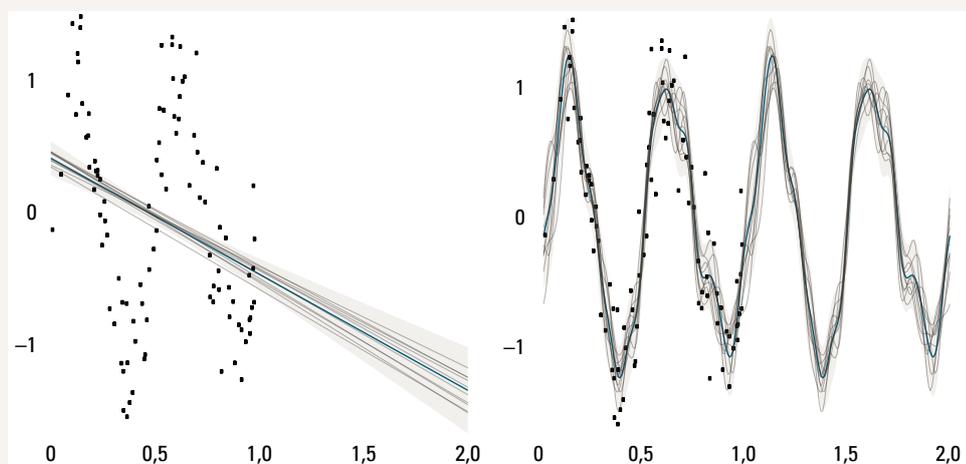
Formel	Interpretation	Zahlenbeispiel
$P(A)$	a priori-Wahrscheinlichkeit der Krankheit in der Bevölkerung	$1/1000$
$P(B A)$	Wahrscheinlichkeit eines korrekten Testergebnisses	99 %
$P(B \bar{A})$	Wahrscheinlichkeit eines falschen Alarms	1 %

Im vorliegenden Beispiel ergibt sich damit nach Gleichung (1) eine a posteriori-Wahrscheinlichkeit, dass der Patient bei positivem Testergebnis wirklich krank ist, von etwa 9 Prozent – obwohl der Test eine geringe Fehlerrate von nur 1 Prozent aufweist. Dies liegt vor allem daran, dass die Krankheit relativ selten ist und in der Gesamtbevölkerung nur eine aus 1000 Personen betrifft.

Dennoch ist der Test informativ, denn unsere a posteriori-Einschätzung ist deutlich höher (9 Prozent), als dies a priori der Fall war ($1/1000 = 0.1$ Prozent).

2 Gauß-Prozesse

Vereinfacht gesagt beschreiben Gauß-Prozesse eine Klasse zufälliger Funktionen [5]. Sie sind ein mächtiges, modernes Werkzeug aus dem maschinellen Lernen, mit dem man funktionale Zusammenhänge beschreiben kann.



Das Bild illustriert, wie man Gauß-Prozesse verwendet, um den Zusammenhang zwischen den schwarzen Datenpunkten zu beschreiben. Man sieht deutlich, wie sich die Annahmen über mögliche Zusammenhänge, entweder linear oder glatt und periodisch, auf Vorhersagen sowie ihre Unsicherheit auswirken.

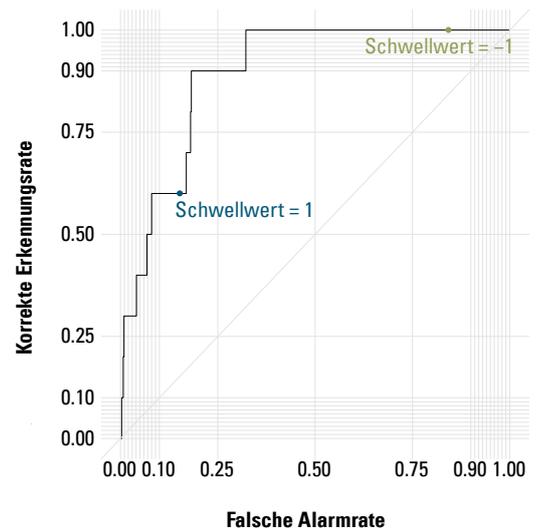
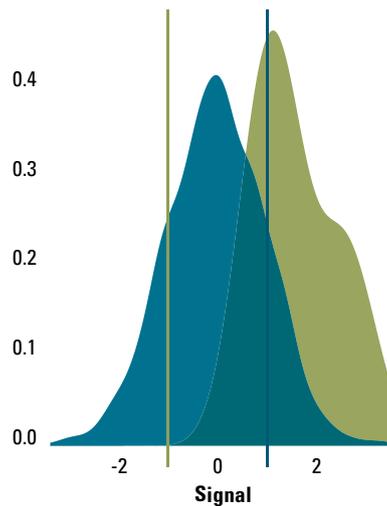
Literatur

- 1 Eugene F. Fama: Efficient capital markets. A review of theory and empirical work, *The Journal of Finance*, 25(2), 1970, S. 383-417.
- 2 Robert J. Shiller: Irrational Exuberance, Crown Business, 2nd edition, 2006.
- 3 Reiner Franke and Frank H. Westerhoff: Why a simple herding model may generate the stylized facts of daily returns: explanation and estimation, Technical Report 83, BERG Working Paper Series on Government and Growth, 2011.
- 4 Mathias Drehmann and Mikael Juselius: Evaluating early warning indicators of banking crises. Satisfying policy requirements, *International Journal of Forecasting*, 30(3), 2014, S. 759-780.
- 5 C. E. Rasmussen and C. K. I. Williams: Gaussian Processes for Machine Learning, MIT Press, 2006.
- 6 Carmen M. Reinhart and Kenneth S. Rogoff: This Time Is Different. Eight Centuries of Financial Folly, Princeton University Press, 2009.

3 Ein Signal ist umso informativer zur Vorhersage von Ereignissen, je besser Signalwerte, bei denen das Ereignis tatsächlich eingetreten ist, getrennt sind von Werten, bei denen das Ereignis nicht eingetreten ist (linkes Bild).

Formal lässt sich die Informativität als ROC-Kurve grafisch darstellen, indem man für verschiedene Schwellwerte die Rate korrekt erkannter Ereignisse gegen die Rate falsch ausgelöster Alarme aufträgt (rechtes Bild).

Dabei wird jeweils ein Alarm ausgelöst, sobald das Signal den Schwellwert übersteigt. Als Beispiel sind in beiden Bildern die Schwellwerte -1 und 1 farblich markiert. Das Signal ist umso informativer, je weiter die ROC-Kurve von der Diagonalen abweicht.



nomischen Kenngrößen wie der Inflationsrate oder der Staatsverschuldung, ein Warnsignal für nahende Krisen zu generieren. Hierbei gilt es, Unsicherheiten an verschiedenen Stellen zu berücksichtigen. Zum einen können die Beobachtungen mit Messfehlern behaftet sein. Vor allem makroökonomische Kenngrößen werden häufig auch Jahre später nochmals revidiert. Zum anderen wissen wir nicht genau, wie und in welcher Form verschiedene Beobachtungen

kombiniert und gewichtet werden müssen, um ein aussagekräftiges Signal zu erhalten. Im schlimmsten Fall gibt es sogar »unknown unknowns« (nicht bekannte Unbekannte), wie einst Donald Rumsfeld sagte. Das bedeutet, dass wir wichtige Zusammenhänge nicht berücksichtigen und dies noch nicht einmal wissen.

Solche unberücksichtigten Zusammenhänge stellen ein generelles Problem bei der Modellierung dar. Bisher lassen sie sich formal nur unzureichend erfassen. Alle anderen Unsicherheiten können im Rahmen der Bayes'schen Statistik behandelt werden. Hierbei bilden wir Modelle, die beobachtete Messgrößen und daraus abgeleitete Vorhersagen in Beziehung setzen. Unsicherheiten werden mittels Wahrscheinlichkeitsverteilungen repräsentiert. Mithilfe der Bayes'schen Regel (siehe Kasten 1, Seite 71) werden die Modelle dann an Daten angepasst. Dabei werden häufig einfache Modelle eingesetzt, die einen linearen Zusammenhang zwischen Beobachtung und Signal unterstellen [4]. Aktuell entwickeln wir Modelle auf der Basis von Gauß-Prozessen [5], mit denen wir auch nichtlineare Zusammenhänge beschreiben können. Dabei können sogar abstrakte Annahmen über die Art des Zusammenhangs, wie Glattheit oder Periodizität, einfließen (siehe Kasten 2, Seite 71). Auch Vorhersagemodelle, deren Annahmen auf Erkenntnissen aus Marktmodellen der Ökonophysik basieren, sind hier denkbar, mir jedoch bisher nicht bekannt.

Ein Vorhersagesystem löst nun eine Warnung vor einer nahenden Krise aus, sobald das Signal einen Schwellwert überschreitet. Bevor es praktisch eingesetzt werden kann, muss es jedoch getestet und evaluiert werden. Üblicherweise geschieht dies anhand historischer Daten. Da Finanzkrisen jedoch (glücklicherweise) hinreichend selten sind – sie treten



Der Autor

Nils Bertschinger, Jahrgang 1977, ist Helmut O. Maucher-Stiftungs juniorprofessor für systemische Risiken an der Goethe-Universität und Fellow am Frankfurt Institute for Advanced Studies (FIAS). Er studierte Informatik an der RWTH Aachen und promovierte dann am Max-Planck-Institut für Mathematik in den Naturwissenschaften in Leipzig zur Informationsverarbeitung in komplexen Systemen. Am FIAS erforscht er nun mit Methoden aus der Informationstheorie und dem maschinellen Lernen, wie systemische Risiken in Finanzsystemen entstehen und sich zu globalen Krisen ausweiten können.

bertschinger@fias.uni-frankfurt.de

ungefähr einmal pro Jahrhundert auf –, gibt es zwei Probleme: Erstens ist die Fehlerrate an sich schon gering, wenn das System nie einen Alarm auslöst, da ohnehin meist keine Krise eintreten wird. Die Fehlerrate eignet sich deshalb nicht dazu, verschiedene Systeme zu vergleichen.

Besser ist es, direkt zu evaluieren, ob und inwieweit das generierte Signal informativ ist. Dazu ist die Receiver Operator Characteristic (ROC) geeignet. Bei dieser wird die Rate korrekt vorhergesagter Krisen zu den falsch ausgelösten Alarmen in Beziehung gesetzt, und zwar bei vielen verschiedenen Schwellwerten (Abb. 3). Die Fläche unter der ROC-Kurve zwischen 0.5 (uninformatives Signal) und 1 (perfektes fehlerloses Signal) wird dabei oft als Maß für die Informativität eines Signals verwendet. Aktuell erreichen gute Systeme zur Krisenvorhersage Werte von etwa 0.7. Dies ist zwar durchaus informativ, reicht bei seltenen Ereignissen jedoch nicht für eine sichere Vorhersage – es würde entweder nicht vor Krisen warnen oder eine Vielzahl von falschen Alarmen auslösen.

Das zweite Problem: Es gibt nur wenige historische Datensätze, die zudem mit teilweise hohen Messfehlern behaftet sind, vor allem, wenn die Daten bis in die Anfänge der Industrialisierung zurückreichen. Dadurch kann es zu einer gewissen Überanpassung der bestehenden Systeme an genau diese Datensätze kommen, das bedeutet, es werden Strukturen in den Daten erkannt, die keine Vorhersagekraft besitzen. Dadurch wird die Vorhersagefähigkeit der Systeme zu optimistisch eingeschätzt.

Man kann die Zukunft nicht kontrollieren, aber Unsicherheit modellieren

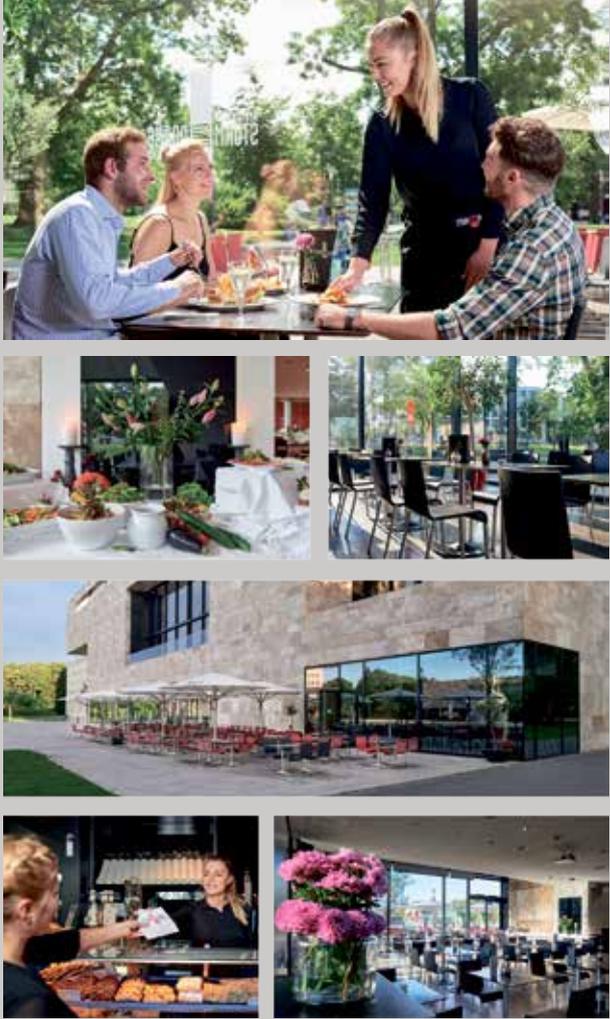
Trotz dieser vielversprechenden Ansätze ist die Vorhersage von Finanzkrisen aktuell ein ungelöstes Problem. Einerseits, weil die Vorhersage seltener Ereignisse immer schwierig ist und sehr informative Signale erfordert. Das betrifft auch die Vorhersage anderer seltener Ereignisse wie Erdbeben. Andererseits ist das Finanzsystem hochkomplex und wird zunehmend unüberschaubar. Moderne Finanzinstitute agieren global und sind eng mit der Weltwirtschaft verknüpft. Zudem reagieren und handeln sie oftmals innerhalb von Sekunden. So wäre es vielleicht besser, wenn wir uns von der Vorstellung verabschieden würden, dass wir alle Unwägbarkeiten kontrollieren können. Stattdessen sollten wir versuchen, Unsicherheit zu akzeptieren und zu modellieren, nicht zuletzt, um besser damit umgehen zu können. Bei der nächsten Finanzkrise glauben wir dann hoffentlich nicht: »Dieses Mal ist alles anders.« [6] ●

– Anzeige –

RESTAURANT
STURM UND DRANG
CAFE-BISTRO

Speis und Trank

WOCHENKARTE | TAKE-AWAY | EVENTS | CATERING | SONNTAGSBRUNCH



Restaurant/Café-Bistro Sturm und Drang
an der Goethe-Universität Frankfurt

Theodor-W.-Adorno-Platz 5 | 60323 Frankfurt | Tel. 069 798 34551
E-Mail info@cafe-sturm-und-drang.de | www.cafe-sturm-und-drang.de