

Schubert P

# Die Anwendung nichtlinearer Verfahren zur Charakterisierung der menschlichen Variabilität aus Zeitreihen

## *The Application of Nonlinear Methods to Characterize Human Variability from Time Series*

Abteilung Bewegungs- und Trainingswissenschaften, Institut für Sportwissenschaften, Johann Wolfgang Goethe-Universität Frankfurt am Main

### ZUSAMMENFASSUNG

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

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

### EINLEITUNG

Variabilität in der Motorik stellt ein allgegenwärtiges, inhärentes Charakteristikum des Organismus dar und äußert sich in Form von intra- als auch intersubjektiven Phänomenen (52,53). Aus biomechanischer Sicht kann sie als eine Folge des Problems der Koordination der Freiheitsgrade (Redundanzproblem) angesehen werden (5,81). Bereits bei einfachen zielgerichteten Bewegungen, z.B. beim Zeigen auf einen Gegenstand, lassen sich eine Vielzahl von Freiheitsgraden auf allen Ebenen des neuromuskulären Systems identifizieren - angefangen bei den Gelenkstellungen (kinematische Freiheitsgrade), über neuronale Verschaltungen, bis hin zu molekularen Prozessen (78). Der Grundgedanke besteht darin, dass sich weitaus mehr Freiheitsgrade im System befinden, als

### SUMMARY

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

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

für die Lösung einer Bewegungsaufgabe theoretisch nötig wären. Beispielsweise erzeugen gleich mehrere Flexoren und Extensoren durch Kontraktionen Drehmomente am Ellenbogengelenk. Dies führt insofern zu einem redundanten System, als dass identische Gelenkwinkelstellungen durch unterschiedliche Drehmomentkonfigurationen generiert werden können. Bernstein kam zu der Erkenntnis, dass das zentrale Nervensystem eine unendliche Menge von Entfaltungsmöglichkeiten für eine spezifische Bewegung be-

accepted: January 2013

published online: May 2013

DOI: 10.5960/dzsm.2012.064

Schubert P: Die Anwendung nichtlinearer Verfahren zur Charakterisierung der menschlichen Variabilität aus Zeitreihen. Dtsch Z Sportmed 64 (2013) 132-140.

## VARIABILITÄT AUS TRADITIONELLER UND MODERNER SICHT

sitzt (5). Wie koordiniert das neuromuskuläre System die scheinbar redundante Zahl seiner Freiheitsgrade und wie wählt es für eine Lösung eine bestimmte Konfiguration seiner Subsysteme aus? Untersuchungen zeigen, dass bei wiederholter Ausführung einer Bewegung die Variabilität in den proximalen Gelenken stets größer ist als die Variabilität im distalen Gelenk (32,54). Dieses Phänomen der kompensatorischen Kopplung rechtfertigt die Annahme, dass sich das System die große Anzahl von Freiheitsgraden zu Nutze macht, um in einem flexiblen Umfeld stabile Endeffektoren zu generieren und auf Perturbationen reagieren zu können (27,31,41,76). In diesem Zusammenhang spricht Latash von der Abundanz der Freiheitsgrade statt einer Redundanz (41).

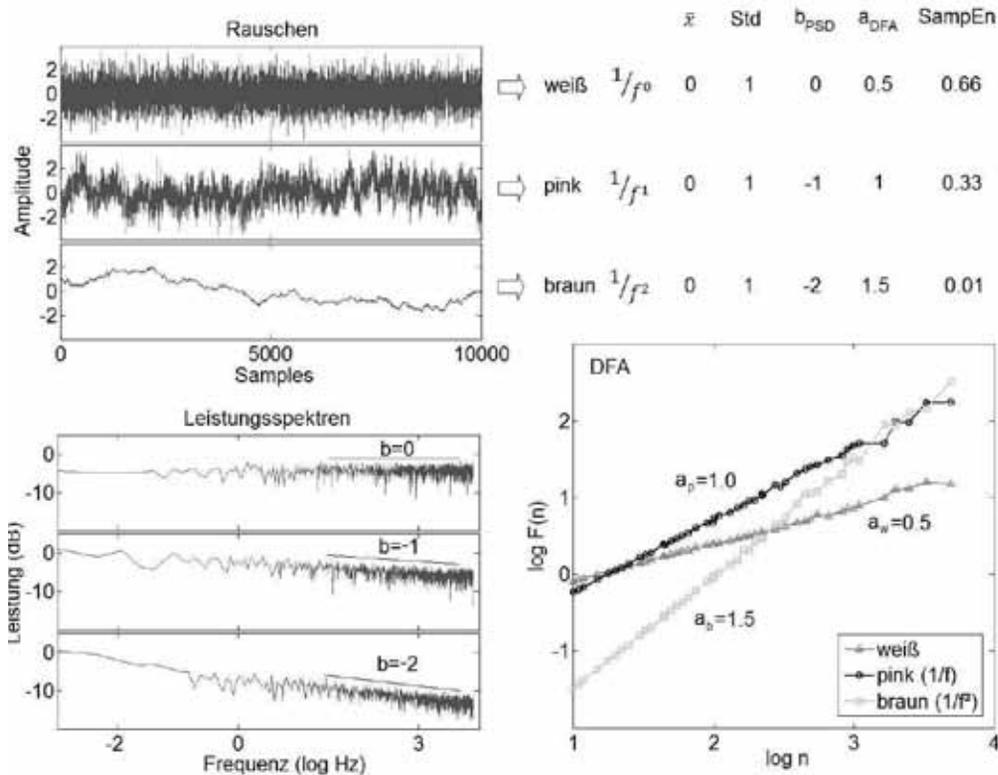
Erklärungsansätze für das Koordinationsproblem basieren im Allgemeinen auf einer rechnerischen Verringerung der Freiheitsgrade. Eine Theorie impliziert, dass sich der Organismus Synergien (Zusammenfassungen struktureller Einheiten) bedient (41). Ein quantitativer Zugang stellt die Uncontrolled-Manifold-Hypothese (UCM) dar (69). Hierbei koordiniert das System lediglich elementare Variablen, um den Output (Performance Variable) zu kontrollieren. Dieser Ansatz erlaubt die Unterscheidung zwischen der Variabilität in den elementaren Variablen ( $V_{UCM}$ ), welche den Output nicht oder kaum beeinflussen, und Variabilität im Output selbst ( $V_{ORT}$ ). Solange sich lediglich  $V_{UCM}$  ändert, muss das ZNS auf Grund der Stabilität im Output nicht eingreifen (41). Eine weitere Theorie ist die optimale Feedback Kontrolle (80). Diese Erweiterung der traditionellen Feedback Kontrolle involviert eine spezifische Kostenfunktion, dessen Variablen minimiert werden sollen. Wie bei der UCM manifestiert sich hier das Prinzip des minimalen selektiven Eingreifens. Efferente Korrektursignale werden lediglich dann präzisiert, wenn eine zu große Abweichung vom Sollzustand (Abgleich mit Efferenzkopien) erkannt wurde. Motorische Variabilität wird insofern von beiden Theorien explizit zugelassen. Jedoch kann keiner dieser Ansätze das Problem der Koordination der Freiheitsgrade - besonders bei komplexen Bewegungen, bei denen multiple Gelenke beteiligt sind - gänzlich klären.

Eine weitere inhärente Quelle motorischer Variabilität kann in den Eigenschaften des neuronalen Systems selbst gefunden werden. An allen Stellen neuronaler Signaltransduktion (e.g. an den Synapsen, Axonen, Dendriten) treten stochastische Störmechanismen auf, die die Abfolge der Aktionspotentiale (sog. Spike-Trains) beträchtlich beeinflussen können (21). Dieses neuronale Rauschen trägt folglich zur Bewegungsvariabilität bei und kann dabei teilweise in neuronalen Prozessen bei der Transformation von sensorischen Signalen in motorische Kommandos (Planning Noise) (9,10) und bei der Transformation von motorischen Kommandos in Bewegungen (Execution Noise) (83) auftreten. Unter Planning Noise versteht man Fluktuationen in der Signalübertragung bei der Lokalisation des Ziels, der Lokalisation und Sensation der beteiligten Körpersegmente (Lokalisationsphase), die Integration dieser Informationen in höheren Hirnzentren, sowie die angemessene zielgerichtete Auswahl von motorischen Kommandos, die eine Bewegung von der initialen Position zur Endposition bewirken sollen. Execution Noise entsteht bei der Übertragung der efferenten Signale zur Muskulatur, wobei eine verrauschte Interaktion mit sensorischen Feedback-Signalen wahrscheinlich ist (55).

Die Analyse von Variabilität gewährt folglich einen bedeutenden Einblick in neurophysiologische Prozesse und gibt Auskunft, wie der Organismus Bewegungen initiiert und kontrolliert (2).

In der sportwissenschaftlichen Forschung unterliegt die Bedeutung der motorischen Variabilität einem paradigmatischen Wechsel (6,27,53). Unter traditionellen Gesichtspunkten wird die Variabilität im motorischen System als unerwünschtes Rauschen betrachtet (28,53). Dafür können verschiedene Gründe angeführt werden. Zum einen rührt diese negative Deutung aus ingenieurwissenschaftlichen und kybernetisch geprägten motorischen Modellen (6); zum anderen aus der eingangs erwähnten neurophysiologischen Bezeichnung von auftretenden Fluktuationen im neuronalen System (Noise) (9,10,21,83). Variabilität wird außerdem als Gegenstück zur Stabilität angesehen. Im Allgemeinen unterscheidet sich der Anfänger vom Köhner darin, dass die Realisation spezifischer Bewegungen häufigere und größere Variationen aufweist. Folglich soll eine höhere Variabilität ein Charakteristikum geringerer sportmotorischer Beherrschung darstellen. Diese Feststellung sollte jedoch hinterfragt werden (13,27). Zum Beispiel zeigen Arutyunyan et al. in einer oftmals zitierten Studie, dass zwar das Trefferbild beim Pistolenschießen mit zunehmender Expertise akkurater und weniger variabel ist, die Bewegungsvariabilität in den dafür benötigten biomechanischen Teilkomponenten (Ellenbogen- und Schultergelenk) jedoch höhere Werte annimmt als bei Anfängern (4). Das Phänomen der Reduktion der Variabilität in der Zielgröße bei gleichzeitig erhöhter Variabilität der Teilparameter mit zunehmendem Leistungsniveau konnte bei verschiedenen motorischen Aufgaben beobachtet werden (5,32,43,83). In der Sprache Bernsteins werden beim Anfänger im Lernprozess erst Freiheitsgrade fixiert, um den koordinativen Rechenaufwand zu minimieren, was von außen als rigides Bewegungsmuster wahrgenommen wird (6). Die motorische Zielgröße ist in diesem Stadium zunächst von stochastischen Abweichungen geprägt, die im Verlauf des Lernens verkleinert werden. Jedoch kann dieses noch starre System auf Perturbationen nicht adäquat reagieren - im Falle des Pistolenschießens könnten diese Störgrößen intrinsisch (z.B. Atmung) oder extrinsisch (z.B. Witterungsbedingungen) sein. Erst in einer späteren Phase werden die fixierten Freiheitsgrade gelöst, um die Konstanz der Zielgröße zu erhöhen, was über die kompensatorische Kopplung der Teilkomponenten (z.B. der beteiligten Gelenke) gewährleistet wird (6). Da die Variabilität mit der Anpassung eine neuartige Einbindung in den Bewegungsprozess erfährt, wird sie nach Loosch als funktionelle Variabilität deklariert (43). Variabilität und Stabilität erscheinen mit diesen Ausführungen als Widerspruchseinheit und nicht als diametrales Begriffspaar (44).

Diese Überlegungen, beginnend mit den ersten Forschungen Bernsteins (5), stellen den gedanklichen Übergang zur modernen Sichtweise dar, in der Variabilität eine systemimmanente Größe bildet und als flexible und funktionelle Anpassungsfähigkeit in der Auseinandersetzung mit der Umwelt verstanden wird (27,52,53). Das Phänomen wird als Prinzip biologischer Systeme verstanden, dessen Charakteristik zukunfts-offenes Verhalten gewährleistet und nicht lediglich eine Folge von Reaktionen auf eine Veränderung der Umwelt versinnbildlicht (13,44). Zudem wird exploratives Verhalten ermöglicht, worin dem Organismus die Fähigkeit zugesprochen wird, seinen Aktionsraum kontinuierlich erlassen und parametrisieren zu können (31). Ein weiterer Vorteil gegenüber traditionellen Ansichten besteht darin, dass sich Zeitreihen von Bewegungen oder deren Teilelementen erklären lassen, die sich selbst bei approximativ identischen Anfangsbedingungen dennoch vollkommen



**Abbildung 1:** Oben: Datensätze von weißem, pinkem ( $1/f$ ) und braunem ( $1/f^2$ ) Rauschen – mittels Kasdin-Algorithmus erhoben (36). Die linearen Werte Mittelwert ( $\bar{x}$ ) und Standardabweichung (Std) zeigen keine Unterschiede, während strukturelle Verfahren wie die Steigung des Leistungsspektrums ( $b_{PSD}$ ), die Steigung der detrended fluctuation analysis ( $a_{DFA}$ ) oder die Sample-Entropie (SampEn) Unterschiede zeigen. Unten links: korrespondierende Leistungsspektren via Welch Methode. Weißes Rauschen weist eine über die gesamte Bandbreite des Frequenzspektrums gleiche Leistung auf, wobei pinkes und braunes Rauschen stärkere Leistungen in niederfrequenten Bereichen haben. Unten rechts: DFA der Rauscharten und Regressionssteigungen.

unterscheiden können (44). Ein Beispiel hierfür ist die Bewegung der Körperschwerpunktfluktuationen beim ruhigen Stehen, die eine hohe intrasubjektive Variabilität erkennen lässt (23). Die Modellierung des modernen Ansatzes basiert im Wesentlichen auf der Theorie nichtlinearer dynamischer Systeme (Systemdynamik) und der Chaostheorie (6). Es wurde schon früh spekuliert, dass chaotische Prozesse wahrscheinliche Erscheinungen in biologischen Systemen sind (20,42,61) und somit die inhärente Variabilität beschreiben können (6). Dies rührt zum einen daher, dass biologische Systeme nichtlineare dynamische Systeme sind (3,35,49). Zum anderen gibt es ein Indiz, dass sich biologische Systeme weitab von Gleichgewichtszuständen bewegen (45,56,58). Die Physik der Nichtgleichgewichtszustände ist eng mit dem Begriff des Chaos verflochten. Sie behandelt vor allem komplexe Systeme für die auf mikroskopischer Ebene Chaos vorherrscht, auf makroskopischen Größenordnungen jedoch von wohlorganisierten Mustern überdeckt wird (3). Der Leitgedanke hierin ist das Prinzip der Selbstorganisation - ein Begriff, der von Hermann Haken im Zusammenhang mit der Synergetik geprägt wurde (25) und einige praktische Übertragungen auf motorische Untersuchungen zulässt (26).

### RAUSCHEN

Aus sportwissenschaftlicher Sicht ist das Rauschen ein Schlüsselbegriff, der den Unterschied zwischen traditioneller und moderner Sichtweise der Variabilität verdeutlicht (53). Rauschen kann nach Art der inneren Struktur klassifiziert werden (Abb. 1). Weißes Rauschen entspringt einem stochastischen Prozess und weist demnach eine vollkommen randomisierte Charakteristik auf. Das logarithmierte Leistungsspektrum ist konstant über dem

Frequenzbereich (Abb. 1) (70). Es besitzt aus diesem Grund keinen strukturellen Informationsgehalt (z.B. Langzeitkorrelationen), weshalb man der motorischen Variabilität traditionell diese Form beimisst (53). Jedoch ergeben sich hierbei zwei Probleme. Erstens kann selbst weißes Rauschen zu einer Verbesserung des Systemverhaltens beitragen. Ein Beispiel ist das Prinzip der stochastischen Resonanz (z.B. im neuronalen System), wonach ein Signal in einem nichtlinearen System mit Schwellenwert erst nach Zugabe eines Rauschanteils erkannt wird (49,50). Zweitens haben Untersuchungen ergeben, dass Signale des neuromuskulären Systems nicht den Gesetzen des weißen Rauschens folgen (53,64).

Das Integral des weißen Rauschens ergibt das braune Rauschen. Jenes entstammt einem Random-Walk Prozess (Brownsche Bewegung) und weist eine im logarithmierten Leistungsspektrum abfallende Charakteristik der Steigung -2 auf - der Verlauf im Amplitudenspektrum ist umgekehrt proportional zum Quadrat der Frequenz, weshalb man es auch als  $1/f^2$  Rauschen bezeichnet (Abb. 1). Eine Integration eines Signals führt stets zu einer Erhöhung des Exponenten  $\alpha$  in  $1/f^\alpha$  (Potenzgesetz) um 2, wohingegen eine Differentiation den Exponenten um 2 verringert (70). Jedoch wurde gezeigt, dass eine intermediäre Form des Rauschens die Regel in physiologischen Signalen ist (16,70). Diese bezieht sich auf einen Exponenten, der über Integration oder Differentiation nicht erreichbar ist:  $1/f$ -Rauschen (pinkes Rauschen).  $1/f$ -Rauschen ist im Gegensatz zu weißem Rauschen auf unterschiedlichen Zeitskalen selbstähnlich, weist also Langzeitkorrelationen auf (16,70). Ein Signal, das reich an Korrelationen auf unterschiedlichen Zeitskalen ist, wie  $1/f$ -Rauschen, wird als komplex bezeichnet (38). Man spricht hierbei von einem Gedächtnisprozess, da von kurzen Zeiträumen auf längere geschlossen werden kann. Im Allgemeinen besitzen Rauscharten sogar Exponenten, die nicht-ganzzahlige Werte annehmen, wie im

**Tabelle 1:** Beschreibung der Variabilität mit exemplarischen nichtlinearen Verfahren und linearen Parametern. Mit linearen Verfahren lassen sich im Zeit- und Frequenzbereich Amplituden der Zeitreihe schätzen (globaler Anteil der Variabilität). Nichtlineare Methoden geben Auskunft über zeitabhängige Informationen im Zeit- und Frequenzbereich oder im Phasenraum (struktureller Anteil der Variabilität).

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

**BEDEUTUNG DER STRUKTURELLEN VERFAHREN IM SPORTMEDIZINISCHEN KONTEXT**

Die Bedeutung der modernen Zeitreihenanalyse in Bezug auf inhärente strukturelle Informationen wird in mannigfaltigen Untersuchungen deutlich (24,75). Wie schon eingangs erwähnt, spielt das neuronale System und damit das Gehirn bei der Generierung der Variabilität im motorischen System eine zentrale Rolle. Mittels nichtlinearen Zeitreihenanalysen konnten wichtige Resultate in Studien mit elektroenzephalographischen und magnetenzephalographischen Signalen erzielt werden (22,40,75). In dieser Arbeit werden Ergebnisse diskutiert, die weitere Biosignale zum Gegenstand haben.

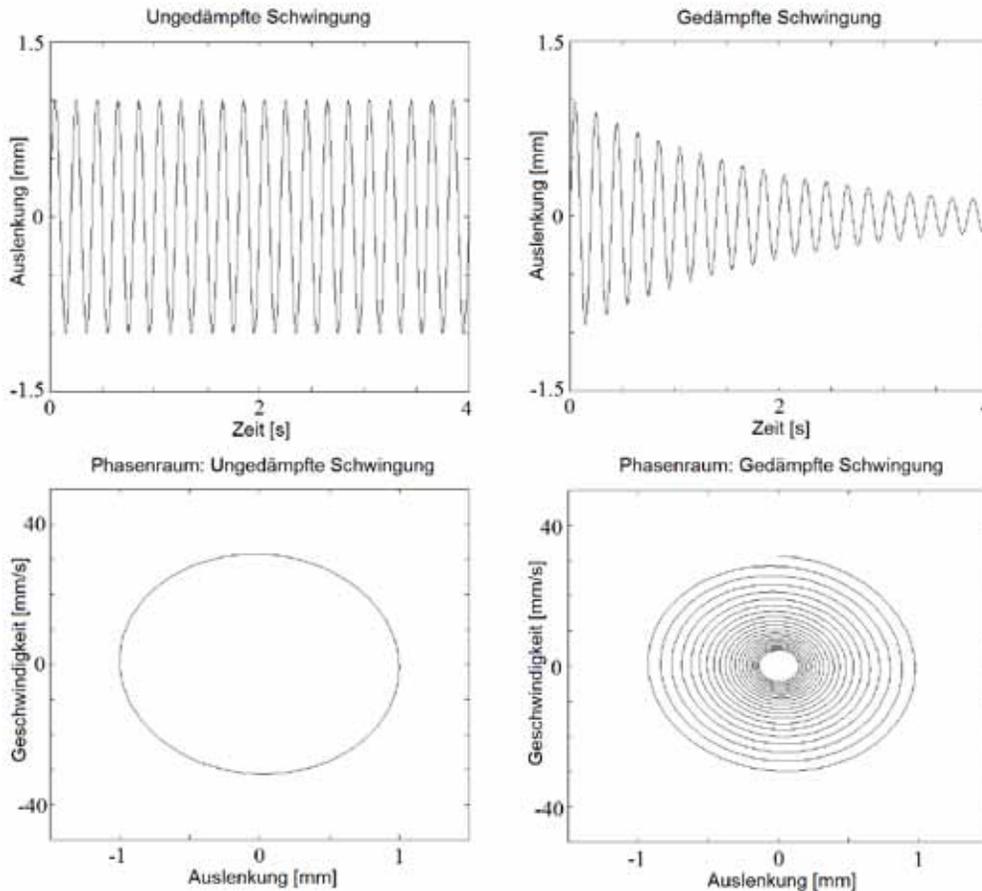
Die vorherrschende Hypothese ist, dass ein direkter Zusammenhang zwischen der Abnahme struktureller Charakteristika und dem Auftreten von Erkrankungen bzw. Alterungsprozessen bestehen soll (Loss-of-Complexity-Hypothese, LoC-Hypothese) (24,42). Dies konnte in verschiedenen physiologischen Signalen bestätigt werden. Wu et al. stellten Unterschiede in der Herzfrequenzvariabilität von jüngeren Personen zu Älteren und Patienten mit kongestiver Herzinsuffizienz fest (85). Peng et al. zeigten, dass Langzeitkorrelationen bei Patienten mit kongestiver Herzinsuffizienz abnahmen (58). In einer Untersuchung an jüngeren und älteren gesunden Personen, sowie Patienten mit Vorhofflimmern konnte festgestellt werden, dass der größte Lyapunov-Exponent mit dem Alter und mit der Erkrankung abfiel (46). Kaufman et al. konnten mit Hilfe der Entropie elektromyographischer Daten der dorsalen Muskulatur gesunde Personen von Personen mit Lumbalgie unterscheiden (37). Frühe Studien im Bereich der Gangmotorik zeigten, dass Langzeitkorrelationen mit dem Alterungsprozess und neurodegenerativen Erkrankungen (Chorea Huntington, Morbus Parkinson) abnahmen (28,29). Parkinson Patienten erwarben kurzfristig nach gezielter rhythmischer auditiver Stimulation Gangparameter ähnlich zu 1/f Rauschen (30). Ebenso wurden über strukturelle Veränderungen in den Körperschwerpunktfluktuationen (CoP) beim ruhigen Stehen berichtet (17,33,51,68,73). Jüngere Personen wiesen höhere Entropiewerte auf als Ältere (73). Kang et al. stützen die LoC-Hypothese durch die CoP-Analyse von sturzgefährdeten älteren Personen (33). Die Betroffenen zeigten eine niedrigere Komplexität als gleichaltrige nicht sturzgefährdete Personen. Auf dem Feld der orthopädischen Erkrankungen wurden ebenso Ergebnisse erzielt. Personen mit voroder Kreuzbandschwäche über fügten im Gegensatz zu einer gesunden Kontrollgruppe über niedrigere Entropiewerte in den CoP-Komponenten, was eine Abnahme komplexer Strukturen in den Signalen implizierte (51). Schmit et al. verglichen die CoP-Bewegungen von Parkinsonpatienten mit denen

Beispiel von Zeitreihen, die von einer fraktalen Brownschen Bewegung entstammen, einer Verallgemeinerung der Brownschen Bewegung (47). Diese Verallgemeinerung ist wichtig im Verständnis der mathematischen Methoden zu diesem Thema (15).

Bei der Unterscheidung verschiedener Rauscharten kann auch die Regularität ein dienliches Mittel sein. Regularität innerhalb einer Zeitreihe bezeichnet eine Eigenschaft, die angibt, in wie fern von vorherigen Signalwerten auf den Verlauf zukünftiger geschlossen werden kann. Damit ist Regularität immer an die betrachtete Zeitskala gebunden und kann nicht direkt mit Komplexität verbunden werden (38). Weißes Rauschen ist ein Beispiel für einen irregulären, braunes Rauschen für einen regulären Prozess.

**PARAMETRISIERUNG DER VARIABILITÄT**

Traditionell wird Variabilität als Abweichung von einem Mittelwert verstanden und über die Standardabweichung definiert. Jedoch können zwei Signale die gleiche Standardabweichung besitzen, sich in der zeitlichen Dynamik aber deutlich unterscheiden (Abb. 1) (27,76). An dieser Stelle können mathematische Methoden beitragen, die von der systemdynamischen Sichtweise inspiriert wurden und chaotische Charakteristika oder die Beschreibung von Rauschanteilen in Signalen ermöglichen. Aus mathematischer Sicht kann die Variabilität einer Zeitreihe in zwei Kategorien unterteilt werden (Tab. 1): 1. Globale Variabilität (lineare Größen und Kennwerte - wie Standardabweichung, Medianfrequenz, etc.) 2. Strukturelle Variabilität (nichtlineare Verfahren im Zeit- u. Frequenzbereich und Phasenraummethoden) (38). Dabei können lineare Verfahren als Kennwerte für das Ausmaß oder die Amplitude angesehen werden. Nichtlineare Verfahren geben Auskunft über die zeitabhängige Entwicklung und die Struktur der betreffenden Zeitreihen. Jede Kategorie kann über die Information der jeweils anderen keine Aussage treffen, weshalb ihre Anwendung als komplementär betrachtet wird (27,76). Beispielsweise weist Hausdorff auf die ergänzende Anwendung beider Methoden hin, um ein umfassenderes Verständnis physiologischer Steuervorgänge zu erlangen (28). Bei der Anwendung nichtlinearer Verfahren geht es neben der metaphysischen Frage, ob Chaos, Komplexität oder Regularität in Biosignalen präsent ist, vor allem um das pragmatische Interesse, ob sie neben den linearen Kennwerten zusätzliche Informationen aus der zeitlichen Organisation und der Dynamik der Zeitreihen gewinnen können (20).



**Abbildung 2:** Zeitreihen harmonischer Oszillatoren. Oben links: Pendel eines nicht-dissipativen Systems. Die Zeitreihe gleicht einer Sinusschwingung. Unten links: Phasenraum des ungedämpften Pendels. Die Trajektorie verläuft in einer perfekten Ellipse. Der entstandene Attraktor heißt Grenzzyklus und besitzt die Dimension 1. Oben rechts: Pendel eines dissipativen Systems. Das Signal oszilliert mit abnehmender Amplitude und strebt dem Ruhezustand zu. Unten rechts: Die Trajektorie konvergiert spiralförmig einem Punktattraktor mit Dimension 0 im Ursprung zu.

gesunder Probanden mittels RQA-Parameter (68). Die Erkrankten tendierten zu vorhersehbarerem (deterministischerem) und weniger komplexem Verhalten. In Studien zu respiratorischen Untersuchungen wurde die Hypothese ebenfalls untermauert (59).

Der Nutzen nichtlinearer Verfahren für die sportmedizinische Forschung wird hierbei deutlich. In Bezug auf die LoC-Hypothese gibt es jedoch divergierende Ergebnisse (17,62,82,84). Beispielsweise verglichen Duarte & Sternard die CoP-Verläufe jüngerer und älterer Personen bezüglich sehr viel längerer Zeiträume (30 Minuten) (17). Zum einen unterschieden sich die Signale beider Gruppen nicht von einer  $1/f$ -Natur, zum anderen wiesen die Zeitreihen Älterer komplexere Strukturen auf als jene jüngerer Probanden. Dies könnte darin begründet liegen, dass die inhärenten Strukturen physiologischer Zeitreihen stark aufgabenspezifisch sein könnten (84,86). Ein weiterer Aspekt liegt in der Definition von Komplexität (77). Beispielsweise spekulierten Decker et al. (14), dass das Resultat von Buzzi et al. – ältere Personen besaßen höhere Lyapunov-Exponenten beim Gehen auf dem Laufband (7) – mit einer Abnahme der Komplexität im System verbunden wäre. Dem gegenüber stehen elektrokardiographische Studien, in denen Lyapunov-Exponenten stets mit dem Alter abnahmen (1,46). Zum einen wurden teilweise vollkommen unterschiedliche physiologische Systeme untersucht, zum anderen ist es wahrscheinlich, dass inhärente nichtlineare Strukturen gesunder Systeme eher einem Optimaltrend folgen (76,77). Stergiou et al. präsentierten ein motorisches Modell, das dieses Optimum abbilden soll (77). Demnach generieren gesunde Systeme chaotische Signale, wohingegen Erkrankungen entweder vollkommen deterministisch (wie ein periodisches Signal) oder randomisiert (weißes Rauschen) sein können (77).

### AUSBLICK UND ZUKÜNFTIGE ANSÄTZE

Die Anwendung nichtlinearer Verfahren hat in den letzten Jahren stark zugenommen. Dies liegt zum einen an der größeren Sensitivität gegenüber linearen Methoden (38), zum anderen an der Fülle neuer Erkenntnisse und der Entwicklung neuer Algorithmen. Der Einzug dieser Verfahren führt ebenso zu einer Neuinterpretation von Variabilität im physiologischen System. Gesunde Systeme besitzen Eigenschaften, die sich von kranken oder alternden Systemen insofern unterscheiden, dass diese chaotische (d.h. in sich strukturelle, aber unvorhersehbare) Signale erzeugen (27). Dabei gibt sich diese Dynamik über die inhärente Variabilität zu erkennen. Es ist jedoch weiter zu evaluieren, in wie weit sich gesunde oder auch funktionelle Komponenten der Variabilität mit diesen Verfahren abbilden lassen.

Um Variabilität auf Strukturebene klar charakterisieren zu können, müssen stets mehrere, sich ergänzende nichtlineare Methoden verwendet werden (3,38). Bisher ist jedoch noch weitestgehend ungeklärt, welche Methoden zur Charakterisierung von physiologischen Zeitreihen benutzt werden sollen. Die Ursache könnte in folgenden Punkten zu suchen sein. 1. Physiologische Signale sind vorwiegend nichtstationär (38,58), d.h. Mittelwert und Standardabweichungen sind zeitvariant. Wenige Verfahren sind robust gegen diese Eigenschaft (48). 2. Nichtlineare Verfahren benötigen weitere Inputparameter, die das Ergebnis der Verfahren stark beeinflussen. Eine naive Anwendung führt zu irigen Resultaten. 3. Interdependenzen und redundante Informationen zwischen den einzelnen Outputs verschiedener Methoden müssen situations- und systemabhängig herausgearbeitet werden (71,72).

Die Integration struktureller Eigenschaften in motorische Modelle, welche das Gesamtkonzept der Variabilität zu erklären versuchen, hat sich bisher kaum durchgesetzt (77). Ungeachtet dieser Hürden könnte eine strukturelle Komponente motorischer Variabilität bedeutende Einsichten in physiologische Vorgänge liefern. Es bedarf noch weiterer Forschungstätigkeit, bevor nichtlineare Verfahren als adäquate Hilfsmittel im klinischen Prozess angenommen werden. Hier kann insbesondere die Evaluation von Therapie- und Interventionsmaßnahmen einen entscheidenden Beitrag leisten (65).

## BEGRIFFSBESTIMMUNGEN

Ein dynamisches System beschreibt die zeitliche Entwicklung eines zugrundeliegenden Prozesses. Nichtlinearität liegt vor, wenn die Systemvariablen, die diesen Prozess definieren, nicht auf additiven Verknüpfungen basieren, sondern z.B. multiplikativ verknüpft sind. Die starke Kausalität - identische Ursachen haben identische Wirkungen - ist dann nicht erfüllt. Neurone sind Beispiele für nichtlineare dynamische Systeme, da die Generierung von Aktionspotentialen mit einem Schwellenwert verbunden ist (49). Sind die Systemvariablen sowie deren wechselseitige Beziehungen vollständig bekannt, so lässt sich das Systemverhalten in Abhängigkeit der Zeit über die Werte dieser Systemvariablen beschreiben. Diese Geometrisierung der zeitlichen Abläufe führt zur Betrachtung des Phasenraums (auch Zustandsraum), dessen Dimension mit der Zahl der Systemvariablen übereinstimmt (3). Den Graphen innerhalb des Phasenraums bezeichnet man als Trajektorie.

Beispielsweise ist ein linearer harmonischer Oszillator (z.B. Pendel) über die Auslenkung und seiner Ableitung (Geschwindigkeit) - eine Differentialgleichung erster Ordnung - eindeutig charakterisiert (3). Abb. 2 zeigt den von beiden Systemvariablen aufgespannten zweidimensionalen Phasenraum ohne Reibungsverlust (nicht-dissipativ) und mit Reibungsverlust (dissipativ). In beiden Fällen strebt das System einer Lösung zu, die als Attraktor bezeichnet wird. Im nicht-dissipativen Pendel-System bezeichnet man diesen als Grenzzyklus; im dissipativen Pendel-System als Punktattraktor. Interessant ist, dass auch bei Veränderung der Startparameter (stärkere oder schwächere Auslenkung des Pendels) die Trajektorien wieder zu diesen Attraktorentypen konvergieren, und dass sich unterschiedliche Trajektorien niemals schneiden. Im zweidimensionalen Fall sind dies die einzigen möglichen Attraktoren (3). Beide Pendelsysteme sind Beispiele vollkommen vorhersagbarer oder auch deterministischer Ereignisse. Aus den zuvor gemessenen Werten lassen sich alle zukünftigen Werte exakt bestimmen. Im Gegensatz dazu sind stochastische Prozesse von Zufallszahlen abhängig und sind demzufolge nicht deterministisch (z.B. der Gewinn beim Roulette, wenn ständig auf Rot gesetzt wird) - ein Attribut, das Traditionalisten der Variabilität im motorischen System anheften (53). Es gibt allerdings auch Systeme, die einem deterministischen Prozess entstammen, aber auf Grund der sensitiven Abhängigkeit von Anfangswerten nicht vorhersagbar sind. Dieses scheinbare Paradoxon wird auch mit einem in sich widersprüchlichen Begriff paraphrasiert: dem deterministischen Chaos (mathematische Definition in (12)). Ein einführendes Beispiel ist das Lorenzsystem, das aus drei Differentialgleichungen und drei Systemvariablen besteht (3, 19, 64). In Abb. 3 ist die Zeitreihe der Variable X für unterschiedliche Anfangsbedingungen dargestellt. Weisen die Graphen anfangs noch hohe Korrelationen auf, so verliert sich die Vorhersagbarkeit für größere Zeitspannen. Der chaotische

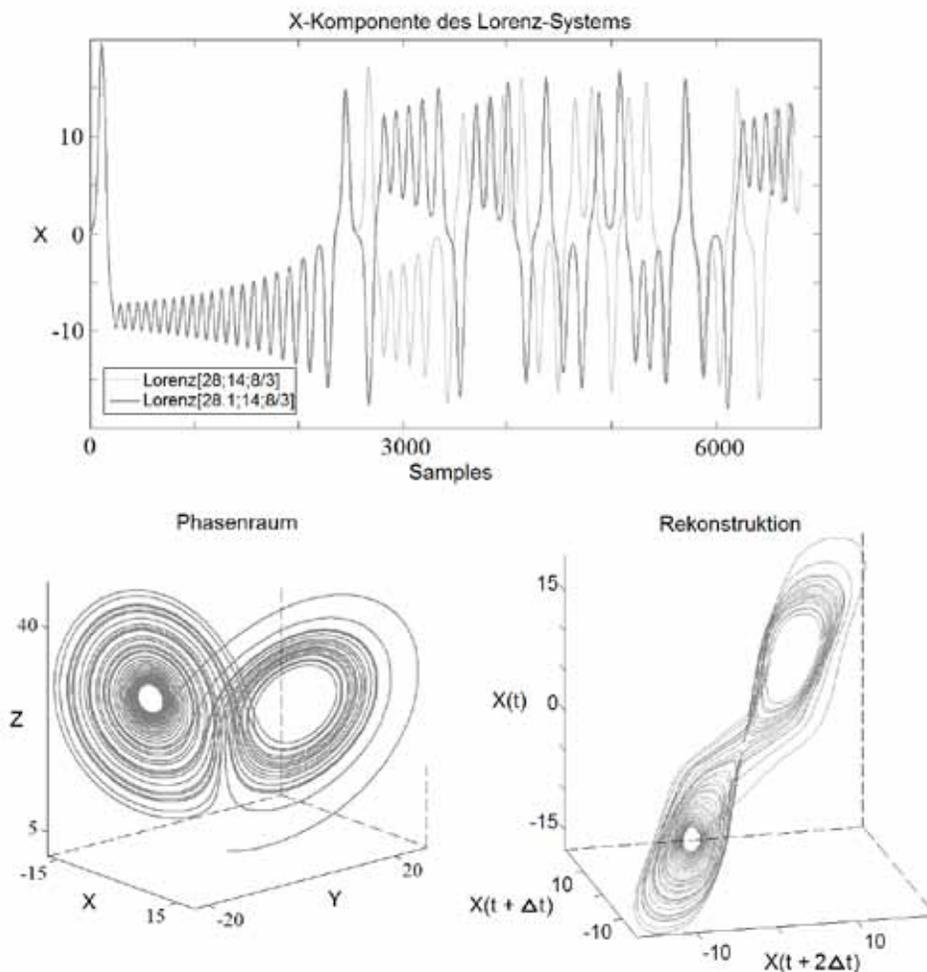
Charakter wird hierbei deutlich. In Abb. 3 ist zudem der Attraktor abgebildet, der einen lemniskatischen Verlauf annimmt. Das Besondere an diesem Attraktor ist, dass es sich im Gegensatz zu den zuvor behandelten einfachen Attraktoren um einen mit nichtganzzahliger, d.h. fraktaler Dimension von ca. 2.06 handelt (Punktattraktor = 0, Grenzzyklus = 1) (35, 70), weshalb er auch seltsamer Attraktor genannt wird (67). Fraktale sind selbstähnliche Abbildungen, die Langzeitkorrelationen besitzen, was bedeutet, dass ähnliche Strukturen auf unterschiedlichen Zeitskalen korrelieren. Zahlreiche Studien weisen darauf hin, dass fraktale Strukturen in physiologischen Signalen zu finden sind (15, 24, 28, 29, 57, 58, 59, 70).

In Experimenten sind jedoch nicht alle Systemvariablen bekannt, oder messbar, die den Phasenraum aufspannen und das System genügend determinieren. Takens bewies ein Theorem (79), wonach es unter bestimmten Bedingungen möglich ist, einen äquivalenten Phasenraum aus nur einer Systemvariablen zu rekonstruieren, sodass die Dynamik des Systems erhalten bleibt (48). Abb. 3 veranschaulicht einen rekonstruierten Phasenraum aus der Systemvariablen X für das Lorenz-System. Die Möglichkeit, Zeitreihen in einen höher dimensionalen Raum einzubetten, eröffnet eine neue Sicht auf die Interpretation physiologischer Signale. Mit Hilfe von Verfahren aus der Chaostheorie können so grundlegende Aussagen über Systemeigenschaften gemacht werden, die mit traditionellen Methoden verborgen bleiben.

## STRUKTURELLE VERFAHREN

Im Folgenden wird eine Einführung in einige nichtlineare Maße gegeben. Zudem wird bewusst auf mathematische Formalismen verzichtet. Die Regularität einer Zeitreihe ist eng mit dem Begriff der Entropie verknüpft, die ursprünglich im Zusammenhang mit dem Informationsgehalt von Zeichenfolgen (Shannon-Entropie) eingeführt wurde (3). Als Grundlage für die Anwendbarkeit auf Zeitreihen dynamischer Systeme gilt die Kolmogorov-Sinai-Entropie (39, 74). Die Entropie ist ein Maß für die Vorhersagbarkeit von deterministischen Systemen, da sie aus n vergangenen Werten die Ungewissheit über den zukünftigen Zustand quantifiziert. Das Verfahren wird anhand der für Zeitreihen entwickelten Approximate-Entropie von Pincus vorgestellt (60). Das Signal wird wertweise hochlaufend in überlappende Teilsequenzen von bestimmter Länge m unterteilt. Für jede Teilsequenz ermittelt man die Anzahl der zu ihnen ähnlichen Teilsequenzen im Signal, wobei die Ähnlichkeit von einem vordefinierten Parameter abhängt, und teilt durch die Gesamtzahl der Teilsequenzen. Von diesem Wert wird das arithmetische Mittel genommen. Die Approximate-Entropie berechnet sich als natürlicher Logarithmus des Quotienten aus diesem Mittelwert zum gleichsam berechneten Mittelwert aus Teilsequenzen der Länge m+1. Unlängst wurden weitere Verfeinerungen dieses Maßes beschrieben (8), wie die in Abb. 1 verwendete Sample-Entropie (63). Höhere Entropiewerte zeigen irreguläreres und weniger vorhersagbares Verhalten der Zeitreihe. Costa et al. stellen zudem eine Methode vor, um die Regularität auf multiplen Zeitskalen zu definieren und so mit Komplexität zu verbinden (11).

Langzeitkorrelationen lassen sich mit Hilfe von Verfahren auffindig machen, die spezielle Exponenten schätzen (z.B. Hurst-Exponent), worüber sich Aussagen über inhärente Strukturen formulieren lassen (16). Diese Exponenten haben eine lineare Beziehung zu den Exponenten  $\alpha$  im Potenzgesetz  $1/f^\alpha$  im Leistungsspektrum (15, 70).



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

Ein Hurst-Exponent von 0.5 ist assoziiert mit einem Wiener Prozess (Brownsche Bewegung). Werte über 0.5 heißen persistent - auf einen ansteigenden Trend von vergangenen Werten folgt wahrscheinlich ein Trend von ansteigenden Werten in der Zukunft; Werte unter 0.5 werden antipersistent genannt und werden vice versa interpretiert. Ein ähnlicher Exponent lässt sich über die Detrended-Fluctuation-Analysis (57) berechnen. Hierin werden für jeden Wert der Zeitreihe die Abweichungen vom Mittelwert kumuliert. Anschließend wird das kumulierte Signal in n nicht-überlappende Sektionen unterteilt und in jeder der lineare Trend bestimmt. Ein Abweichungsmaß  $F(n)$  zwischen Trend und kumuliertem Signal wird über alle Sektionen für variierende n definiert. Die Steigung des Graphen in einer log-log-Darstellung entspricht der gesuchten Größe (Abb. 1). Es sei auf ähnliche Verfahren an dieser Stelle hingewiesen (15, 16, 24, 34, 38).

Die Wavelet-Analyse ist ein weiteres Beispiel, um strukturelle Informationen einer Zeitreihe aus dem Frequenzbereich zu erhalten (38). Im Gegensatz zu Fourier-Transformationen, geht die Zeitinformation nicht verloren, was die zeitlokale Analyse eines Signals erlaubt. Grob gesprochen, werden Funktionen (Wavelets) durch Verschiebung, Stauchung und Streckung dem Signal auf unterschiedlichen Skalen angepasst und somit in zeitabhängige Frequenzen kodiert (38). Das Wavelet-Spektrum gibt Aufschluss über Zeitreihenamplituden in Abhängigkeit der Frequenz und Zeitskala. Im Phasenraum kann neben anderen wichtigen Kenngrößen der größte Lyapunov-Exponent bestimmt werden (3). Der Lyapunov-Exponent kann eine Aussage über das Stabilitätsverhalten der Trajektorien

und deren Divergenz voneinander treffen. Zur Berechnung wird entlang einer Referenztrajektorie  $x(t)$  der euklidische Abstand zu einer benachbarten Trajektorie  $y(t)$  erfasst. Zu einem späteren Zeitpunkt T wird ebenso der Abstand zwischen  $x(T)$  und  $y_1(T)$  bestimmt. Der Quotient aus beiden Werten ergibt den ersten Streckungsfaktor. So wird für zukünftige Werte der Referenztrajektorie weiter verfahren (Abstand zwischen  $x(T)$  und einer benachbarten Trajektorie  $y_2(0)$ . Danach Abstand zwischen  $x(2T)$  und  $y_2(T)$ , etc.). Es werden nach endlich vielen Schritten die Zeitintervalle T gegen die logarithmierten Streckungsfaktoren aufgetragen. Die Steigung der Regressionsgraden des resultierenden Graphen schätzt den Wert des größten Lyapunov-Exponenten (66). Größere Werte dieses Index deuten auf eine erhöhte Divergenz der Trajektorien hin.

Als weiteres Beispiel beschreibt die Recurrence Quantification Analysis (RQA) (18) ein Verfahren, die im Phasenraum rekonstruierte Zeitreihe mit N Datenpunkten in eine Matrix mit  $N^2$  Einträgen von Nullen und Einsen zu transformieren. Dabei erhält ein Eintrag den Wert Eins, wenn ausgehend von einem Referenzpunkt im Phasenraum ein weiterer in eine definierte Umgebung fällt. Aus dieser Matrix lassen sich verschiedene Statistiken berechnen und somit verschiedenste Aussagen über die Dynamik ableiten (48). Andere Phasenraummethoden findet man in (3, 34).

**Danksagung**

*Diese Arbeit wurde im Rahmen des LOEWE Schwerpunkts PräBionik erstellt.*

Angaben zu finanziellen Interessen und Beziehungen, wie Patente, Honorare oder Unterstützung durch Firmen: keine.

## LITERATUR

1. **ACHARYA UR, KANNATHAL N, SING OW, PING LY, CHUA T:** Heart rate analysis in normal subjects of various age groups. *Biomed Eng Online* 3 (2004) 1-8. doi:10.1186/1475-925X-3-24.
2. **APKER GA, BUNEO CA:** Contribution of execution noise to arm movement variability in three-dimensional space. *J Neurophysiol* 107 (2012) 90-102. doi:10.1152/jn.00495.2011.
3. **ARGYRIS J, FAUST G, HAASE M, FRIEDRICH R:** Die Erforschung des Chaos. Eine Einführung in die Theorie nichtlinearer Systeme. Springer: Heidelberg, Dordrecht, London, New York, 2010.
4. **ARUTYUNYAN GH, GURFINKEL VS, MIRSKII ML:** Investigation of aiming at a target. *Biophysics (Oxf)* 14 (1968) 1162-1167.
5. **BERNSTEIN N:** The Coordination and Regulation of Movements. Pergamon Press, Oxford, 1967.
6. **BIRKLEBAUER J:** Modelle der Motorik. Meyer & Meyer, Aachen, Adelaide, Auckland, 2006.
7. **BUZZI UH, STERGIOU N, KURZ MJ, HAGEMAN PA, HEIDEL J:** Nonlinear dynamics indicates aging affects variability during gait. *Clin Biomech (Bristol, Avon)* 18 (2003) 435-443. doi:10.1016/S0268-0033(03)00029-9.
8. **CHEN W, WANG Z, XIE H, YU W:** Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 15 (2007) 266-272. doi:10.1109/TNSRE.2007.897025.
9. **CHURCHLAND MM, AFSHAR A, SHENOY KV:** A central source of movement variability. *Neuron* 52 (2006) 1085-1096. doi:10.1016/j.neuron.2006.10.034.
10. **CHURCHLAND MM, YU BM, RYU SI, SANTHANAM G, SHENOY KV:** Neural variability in premotor cortex provides a signature of motor preparation. *J Neurosci* 26 (2006) 3697-3712. doi:10.1523/JNEUROSCI.3762-05.2006.
11. **COSTA M, GOLDBERGER A, PENG C:** Multiscale entropy analysis of biological signals. *Phys Rev* 71 (2005) 021906.
12. **DAVANEY RL:** An Introduction To Chaotic Dynamical Systems. Westview Press: Colorado, 2003.
13. **DAVIDS K, GLAZIER P, ARAÚJO D, BARTLETT R:** Movement systems as dynamical systems: the functional role of variability and its implications for sports medicine. *Sports Med* 33 (2003) 245-260. doi:10.2165/00007256-200333040-00001.
14. **DECKER LM, CIGNETTI F, STERGIOU N:** Complexity and Human Gait. *Rev Andal Med Deporte* 3 (2010) 2-12.
15. **DELIGNIERES D, RAMDANI S, LEMOINE L, TORRE K, FORTES M, NINOT G:** Fractal analyses for 'short' time series: A re-assessment of classical methods. *J Math Psychol* 50 (2006) 525-544. doi:10.1016/j.jmp.2006.07.004.
16. **DINIZ A, WIJNANTS M, TORRE K, BARREIROS J, CRATO N, BOSMAN A, HASSELMAN F, COX R, ORDEN GV, DELIGNIERES D:** Contemporary theories of 1/f noise in motor control. *Hum Mov Sci* 30 (2011) 889-905. doi:10.1016/j.humov.2010.07.006.
17. **DUARTE M, STERNAD D:** Complexity of human postural control in young and older adults during prolonged standing. *Exp Brain Res* 191 (2008) 265-276. doi:10.1007/s00221-008-1521-7.
18. **ECKMANN J-P, KAMPHORST SO, RUELLE D:** Recurrence plots of dynamical systems. *Europhys Lett* 4 (1987) 973-977. doi:10.1209/0295-5075/4/9/004.
19. **ECKMANN J-P, RUELLE D:** Ergodic theory of chaos and strange attractors. *Rev Mod Phys* 57 (1985) 617-656. doi:10.1103/RevModPhys.57.617.
20. **ELBERT T, ROCKSTROH B:** Das chaotische Gehirn: Zur Erfassung nichtlinearer Dynamik aus physiologischen Zeitreihen. *Verhaltensmodifikation und Verhaltensmedizin* 14 (1993) 80-95.
21. **FAISAL AA, SELEN LPJ, WOLPERT DM:** Noise in the nervous system. *Nat Rev Neurosci* 9 (2008) 292-303. doi:10.1038/nrn2258.
22. **FAURE P, KORN H:** Is there chaos in the brain? I. Concepts of nonlinear dynamics and methods of investigation. *C R Acad Sci III*. 324 (2001) 773-793. doi:10.1016/S0764-4469(01)01377-4.
23. **GEURTS AC, NIENHUIS B, MULDER TW:** Intrasubject variability of selected force-platform parameters in the quantification of postural control. *Arch Phys Med Rehabil* 74 (1993) 1144-1150.
24. **GOLDBERGER AL, PENG CK, LIPSITZ LA:** What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease? *Neurobiol Aging* 23 (2002) 23-26. doi:10.1016/S0197-4580(01)00266-4.
25. **HAKEN H:** Synergetik. Springer: Berlin, Heidelberg, New York, 1982.
26. **HAKEN H, KELSO JAS, BUNZ H:** A theoretical model of phase transitions in human hand movements. *Biol Cybern* 51 (1985) 347-356. doi:10.1007/BF00336922.
27. **HARBOURNE R, STERGIOU N:** Movement variability and the use of nonlinear tools: principles to guide physical therapist practice. *Phys Ther* 89 (2009) 267-282. doi:10.2522/ptj.20080130.
28. **HAUSDORFF JM:** Gait dynamics, fractals and falls: Finding meaning in the stride-to-stride fluctuations of human walking. *Hum Mov Sci* 26 (2007) 555-589. doi:10.1016/j.humov.2007.05.003.
29. **HAUSDORFF JM:** Gait dynamics in Parkinson's disease: Common and distinct behavior among stride length, gait variability, and fractal-like scaling. *Chaos* 19 (2009) 026113. doi:10.1063/1.3147408.
30. **HOVE MJ, SUZUKI K, UCHITOMI H, ORIMO S, MIYAKE Y:** Interactive Rhythmic Auditory Stimulation Reinstates Natural 1/f Timing in Gait of Parkinson's Patients. *PLoS ONE* 7 (2012) e32600. doi:10.1371/journal.pone.0032600.
31. **JAMES RC:** Considerations of movement variability in biomechanics research, in: Stergiou N (Hrsg.): Innovative analysis of human movement. Human Kinetics, Champaign, Windsor, Leeds, Lower Mitcham, Auckland, 2004, 29-62.
32. **JARIC S, LATASH ML:** Learning a pointing task with a kinematically redundant limb: emerging synergies and patterns of final position variability. *Hum Mov Sci* 18 (1999) 819-838. doi:10.1016/S0167-9457(99)00042-1.
33. **KANG HG, COSTA MD, PRIPLATA AA, STAROBINETS OV, GOLDBERGER AL, PENG CK, KIELY DK, CUPPLES LA, LIPSITZ LA:** Frailty and the degradation of complex balance dynamics during a dual-task protocol. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci* 64A (2009) 1304-1311. doi:10.1093/gerona/gpl113.
34. **KANTZ H, SCHREIBER T:** Nonlinear Time Series Analysis. Cambridge University Press: Cambridge, New York, Melbourne, 2005.
35. **KAPLAN D, GLASS L:** Understanding nonlinear dynamics. Springer: New York, Berlin, Heidelberg, 1995.
36. **KASDIN J:** Discrete Simulation of Colored Noise and Stochastic Processes and 1/f<sup>a</sup> Power Law Noise Generation. *Proc IEEE* 83 (1995) 802-827. doi:10.1109/5.381848.
37. **KAUFMAN M, ZURCHER U, SUNG PS:** Entropy of electromyography time series. *Physica A* 386 (2007) 698-707. doi:10.1016/j.physa.2007.07.045.
38. **KIRCHNER M, SCHUBERT P, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT:** Evaluation of the temporal structure of postural sway fluctuations based on a comprehensive set of analysis tools. *Physica A* 391 (2012) 4692-4703. doi:10.1016/j.physa.2012.05.034.
39. **KOLMOGOROV AN:** A new metric invariant of transient dynamical systems and automorphisms of Lebesgue spaces. *Dokl Akad Nauk USSR* 119 (1958) 861-864.
40. **KORN H, FAURE P:** Is there chaos in the brain? II. Experimental evidence and related models. *C R Biol* 326 (2003) 787-840. doi:10.1016/j.crv.2003.09.011.
41. **LATASH ML:** Synergy. Oxford University Press: Oxford, New York, 2008.
42. **LIPSITZ LA, GOLDBERGER AL:** Loss of 'complexity' and aging. Potential applications of fractals and chaos theory to senescence. *JAMA* 267 (1992) 1806-1809. doi:10.1001/jama.1992.03480130122036.
43. **LOOSCH E:** Funktionelle Variabilität im Dartwurf. *Sportwissenschaft* 25 (1995) 417-425.
44. **LOOSCH E:** Variabilität - Phänomen und Prinzip menschlicher Bewegungen. *Sportwissenschaft* 27 (1997) 294-309.
45. **LOOSCH E:** Allgemeine Bewegungslehre. Limpert Verlag: Wiebelsheim, 1999.
46. **LU HW, CHEN YZ:** Correlation dimension and the largest Lyapunov exponent characterization of RR interval. *Space Med Med Eng (Beijing)* 16 (2003) 396-399.

47. MANDELBROT BB, VAN NESS JW: Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Rev* 10 (1968) 422-437. doi:10.1137/1010093.
48. MARWAN N, ROMANO MC, THIEL M, KURTHS J: Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Phys Rep* 438 (2007) 237-329. doi:10.1016/j.physrep.2006.11.001.
49. McDONNELL MD, ABBOTT D: What Is Stochastic Resonance? Definitions, Misconceptions, Debates, and Its Relevance to Biology. *PLoS Comput Biol* 5 (2009) e1000348. doi:10.1371/journal.pcbi.1000348.
50. McDONNELL MD, WARD LM: The benefits of noise in neural systems: bridging theory and experiment. *Nat Rev Neurosci* 12 (2011) 415-426. doi:10.1038/nrn3061.
51. NEGAHBAN H, SALAVATI M, MAZAHERI M, SANJARI MA, HADIAN MR, PARNIANPOUR M: Non-linear dynamical features of center of pressure extracted by recurrence quantification analysis in people with unilateral anterior cruciate ligament injury. *Gait Posture* 31 (2010) 450-455. doi:10.1016/j.gaitpost.2010.01.020.
52. NEWELL KM, CORCOS DM: Issues in variability in motor control, in: Newell KM, Corcos DM (Hrsg.): Variability and motor control. Human Kinetics, Champaign, Windsor, Leeds, 1993, 1-12.
53. NEWELL KM, DEUTSCH KM, SOSNOFF JJ, MAYER-KRESS G: Variability in motor output as noise: a default and erroneous proposition? in: Davids K, Bennet S, Newell KM (Hrsg.): Movement system variability. Human Kinetics, Champaign, Windsor, Leeds, 2006, 3-23.
54. NGUYEN HP, DINGWELL JB: Proximal versus distal control of two-joint planar reaching movements in the presence of neuromuscular noise. *J Biomech Eng* 134 (2012) 061007. doi:10.1115/1.4006811.
55. OSBORNE LC, LISBERGER SG, BIALEK W: A sensory source for motor variation. *Nature* 437 (2005) 412-416. doi:10.1038/nature03961.
56. PENG CK, BULDYREV SV, HAUSDORFF JM, HAVLIN S, MIETUS JE, SIMONS M, STANLEY HE, GOLDBERGER AL: Non-equilibrium dynamics as an indispensable characteristic of a healthy biological system. *Integr Physiol Behav Sci* 29 (1994) 283-293. doi:10.1007/BF02691332.
57. PENG CK, BULDYREV SV, HAVLIN S, SIMONS M, STANLEY HE, GOLDBERGER AL: Mosaic organization of DNA nucleotides. *Phys Rev E Stat Phys Plasmas Fluids Relat Interdiscip Topics* 49 (1994) 1685-1689. doi:10.1103/PhysRevE.49.1685.
58. PENG CK, HAVLIN S, STANLEY HE, GOLDBERGER AL: Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heart-beat time series. *Chaos* 5 (1995) 82-87. doi:10.1063/1.166141.
59. PENG CK, MIETUS JE, LIU Y, LEE C, HAUSDORFF JM, STANLEY HE, GOLDBERGER AL, LIPSITZ LA: Quantifying fractal dynamics of human respiration: age and gender effects. *Ann Biomed Eng* 30 (2002) 683-692. doi:10.1114/1.1481053.
60. PINCUS SM: Approximate entropy as a measure of system complexity. *Proc Natl Acad Sci USA* 88 (1991) 2297-2301. doi:10.1073/pnas.88.6.2297.
61. RAPP PE, ZIMMERMAN ID, ALBANO AM, DEGUZMAN GC, GREENBAUN NN: Dynamics of spontaneous neural activity in the simian motor cortex: The dimension of chaotic neurons. *Phys Lett A* 110 (1985) 335-338. doi:10.1016/0375-9601(85)90786-8.
62. RHEA CK, SILVER TA, HONG SL, RYU JH, STUDENKA BE, HUGHES CML, HADDAD JM: Noise and Complexity in Human Postural Control: Interpreting the Different Estimations of Entropy. *PLoS ONE* 6 (2011) e17696. doi:10.1371/journal.pone.0017696.
63. RICHMAN J, MOORMAN J: Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. *Am J Physiol Heart Circ Physiol* 278 (2000) H2039-H2049.
64. RILEY MA, TURVEY M: Variability and determinism in motor behavior. *J Mot Behav* 34 (2002) 99-125. doi:10.1080/00222890209601934.
65. ROERDINK M, DE HAART M, DAFERTSHOFER A, DONKER SF, GEURTS AC, BEEK PJ: Dynamical structure of center-of-pressure trajectories in patients recovering from stroke. *Exp Brain Res* 174 (2006) 256-269. doi:10.1007/s00221-006-0441-7.
66. ROSENSTEIN MT, COLLINS JJ, DE LUCA CJ: A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets. *Physica D* 65 (1993) 117-134. doi:10.1016/0167-2789(93)90009-P.
67. RUELLE D, TAKENS F: On the nature of turbulence. *Commun Math Phys* 20 (1971) 167-192. doi:10.1007/BF01646553.
68. SCHMIT JM, RILEY MA, DALVI A, SAHAY A, SHEAR PK, SHOCKLEY KD, PUN RY: Deterministic center of pressure patterns characterize postural instability in Parkinson's disease. *Exp Brain Res* 168 (2006) 357-367. doi:10.1007/s00221-005-0094-y.
69. SCHOLZ D, SCHÖNER G: The uncontrolled manifold concept: identifying control variables for a functional task. *Exp Brain Res* 126 (1999) 289-306. doi:10.1007/s002210050738.
70. SCHROEDER M: Fractals, chaos, power laws: minutes from an infinite paradise. Dover Publications: Mineola, New York, 2009.
71. SCHUBERT P, KIRCHNER M, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT: About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part I). *J Bimed Sci Eng* 5 (2012) 496-507. doi:10.4236/jbise.2012.59062.
72. SCHUBERT P, KIRCHNER M, SCHMIDTBLEICHER D, HAAS CT: About the structure of posturography: Sampling duration, parametrization, focus of attention (part II). *J Bimed Sci Eng* 5 (2012) 508-516. doi:10.4236/jbise.2012.59063.
73. SEIGLE B, RAMDANI S, BERNARD PL: Dynamical structure of center of pressure fluctuations in elderly people. *Gait Posture* 30 (2009) 223-226. doi:10.1016/j.gaitpost.2009.05.005.
74. SINAI YG: On the concept of entropy of a dynamical system. *Dokl Akad Nauk SSSR* 124 (1959) 768-771.
75. STAM CJ: Nonlinear dynamical analysis of EEG and MEG: review of an emerging field. *Clin Neurophysiol* 116 (2005) 2266-2301. doi:10.1016/j.clinph.2005.06.011.
76. STERGIU N, DECKER LM: Human movement variability, nonlinear dynamics, and pathology: is there a connection? *Hum Mov Sci* 30 (2011) 869-888. doi:10.1016/j.humov.2011.06.002.
77. STERGIU N, HARBOURNE R, CAVANAUGH J: Optimal movement variability: a new theoretical perspective for neurologic physical therapy. *J Neurol Phys Ther* 30 (2006) 120-129.
78. STERNAD D, ABE MO: Variability, Noise, and Sensitivity to Error in Learning a Motor Task, in: Latash ML, Danion F (Hrsg.): Motor Control. Oxford University Press, Oxford, New York, 2011, 267-294.
79. TAKENS F: Detecting strange attractors in turbulence, in: Rand DA, Young L-S (Hrsg.): Dynamical Systems and Turbulence, Lecture Notes in Mathematics. Springer, Berlin, 1981, 366-381.
80. TODOROV E, JORDAN M: Optimal feedback control as a theory of motor coordination. *Nat Neurosci* 5 (2002) 1226-1235. doi:10.1038/nn963.
81. TURVEY MT: Coordination. *Am Psychol* 45 (1990) 938-953. doi:10.1037/0003-066X.45.8.938.
82. VAILLANCOURT DE, NEWELL KM: Changing complexity in human behavior and physiology through aging and disease. *Neurobiol Aging* 23 (2002) 1-11. doi:10.1016/S0197-4580(01)00247-0.
83. VAN BEERS RJ, HAGGARD P, WOLPERT DM: The role of execution noise in movement variability. *J Neurophysiol* 92 (2004) 1050-1063.
84. VAN EMMERIK R, VAN WEGEN E: On the functional aspects of variability in postural control. *Exerc Sport Sci Rev* 30 (2002) 177-183. doi:10.1097/00003677-200210000-00007.
85. WU GQ, ARZENO NM, SHEN LL, TANG DK, ZHENG DA, ZHAO NQ, ECKBERG DL, POON CS: Chaotic Signatures of Heart Rate Variability and Its Power Spectrum in Health, Aging and Heart Failure. *PLoS ONE* 4 (2009) e4323. doi:10.1371/journal.pone.0004323.

**Korrespondenzadresse:**

**Patric Schubert**

**Institut für Sportwissenschaften**

**Abteilung Bewegungs- und Trainingswissenschaften**

**Ginnheimer Landstr. 39**

**60487 Frankfurt am Main**

**E-Mail: p.schubert@sport.uni-frankfurt.de**