

Aus dem Institut für Physik, Lehrstuhl für Nichtlineare Dynamik,
und dem Innovationskolleg „Formale Modelle kognitiver Komplexität“
der Universität Potsdam

Nichtlineare Dynamik kognitiv–motorischer Prozesse

Tempo–induzierte Übergänge bei der Produktion von Polyrhythmen

Dissertation

zur Erlangung des akademischen Grades
Doktor der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)
in der Wissenschaftsdisziplin Nichtlineare Dynamik

eingereicht an der
Mathematisch–Naturwissenschaftlichen Fakultät
der Universität Potsdam

von
Ralf Engbert
geboren am 11. Februar 1967
in Oelde

Potsdam, im September 1997

Zusammenfassung

Die Produktion von Polyrhythmen ist ein wichtiger experimenteller Zugang für die Untersuchung der menschlichen Motorik. Durch Variation des Tempos (externer Kontrollparameter) bei rhythmischen Bewegungsabläufen können qualitative Übergänge in der Koordinationsdynamik induziert werden. Diese Übergänge lassen sich mit der Methode der symbolischen Dynamik in experimentellen Zeitreihen nachweisen und sind ein wichtiger Hinweis darauf, daß die untersuchten Bewegungsabläufe nichtlinearen Kontrollprozessen unterliegen. Die theoretische Beschreibung bimanueller Rhythmusproduktion mit gekoppelten Differenzgleichungen führt auf ein Modell mit nichtlinearer Fehlerkontrolle. Es ist eine wichtige Eigenschaft der Kontrollprozesse, daß sie mit zeitverzögerter Rückkopplung arbeiten. Neben deterministischen Steuerungsmechanismen ist die Motorik des Menschen außerdem von Fluktuationen auf zwei Ebenen gekennzeichnet, der kognitiven Kontrollebene und der Ebene der motorischen Systeme. Daher ist die Koordination von Bewegungen das Ergebnis von Wechselwirkungen zwischen nichtlinearen, zeitverzögerten Kontrollprozessen und stochastischen Fluktuationen.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	iii
1 Einführung: Nichtlineare Dynamik kognitiv–motorischer Prozesse	1
1.1 Kognitive Psychomotorik	1
1.2 Zeitliche Steuerung und bimanuelle Koordination	2
1.3 Motorische Programme und Selbstorganisation — Zwei Ansätze	4
1.3.1 Der repäsentationale Ansatz	4
1.3.2 Der dynamische Ansatz	5
1.4 Thema und Gliederung der Arbeit	7
Allgemeine Literaturhinweise	8
2 Experimentelle Untersuchung von Polyrhythmen	9
2.1 Das Experiment	9
2.2 Die Daten	11
3 Zeitreihenanalyse: Symbolische Dynamik	13
3.1 Symbolische Dynamik I	14
3.1.1 Symbolische Dynamik zur Analyse komplexer Systeme	14
3.1.2 2–Symbol–Kodierung	16
3.1.3 3–Symbol–Kodierung: Unordnung und Genauigkeit	18
3.1.4 Die Rolle des Kontrollparameters	19
3.1.5 Diskussion weiterer Beispieldaten	21
3.1.6 Andere Symbolkodierungen	25
3.2 Komplexitätsmaße	26
3.2.1 Statistik von Wörtern	27
3.2.2 Shannon–Entropie	28
3.3 Symbolische Dynamik II: Dynamische Moden	30
3.3.1 Analyse der Koordinationsdynamik	31
3.3.2 Charakterisierung von Expertise	32
3.3.3 Wichtige dynamische Moden und ihre Interpretation	36
3.3.4 Kritische Geschwindigkeiten	39
3.4 Zusammenfassung	40
3.5 Exkurs: Kardiorespiratorische Synchronisation	41

4	Modellierung qualitativer Übergänge	45
4.1	Nichtlineare Fehlerkorrektur	45
4.1.1	Stochastische Zeitgebung	45
4.1.2	Fehlerkorrektur bei der Zeitgebung	46
4.1.3	Nichtlineare Kontrolle	48
4.1.4	Test auf instabile Fixpunkte in Zeitreihen	53
4.2	Ein dynamisches Modell zur Rhythmusproduktion	56
4.2.1	Zeitverzögerte Rückkopplung	56
4.2.2	Bimanuelle Synchronisation	57
4.2.3	Modellierung periodischer Symbolsequenzen	60
4.3	Das dynamische Zwei-Ebenen-Modell	62
4.3.1	Zwei-Ebenen-Modelle	62
4.3.2	Stochastische Fluktuationen der Zyklusdauer	64
4.3.3	Invariante relative Zeitgebung	66
4.3.4	Stochastische Fluktuationen bei Zeitgebung und Fehlerkorrektur	66
4.4	Numerische Simulationen	67
4.4.1	Die Modellgleichungen (Übersicht)	68
4.4.2	Das deterministische Modell	68
4.4.3	Stochastische Simulationen qualitativer Übergänge	70
4.4.4	Analyse der Kovarianz-Struktur	78
4.5	Zusammenfassung	81
5	Diskussion und Ausblick	83
	Danksagung	87
	Formelzeichen	89
	Literaturverzeichnis	91

Einführung: Nichtlineare Dynamik kognitiv–motorischer Prozesse

Die Theorie nichtlinearer dynamischer Systeme hat sich als erfolgreicher Forschungsansatz für die Anwendung in den Naturwissenschaften erwiesen. Dies ist von physikalischen Laborexperimenten bis hin zu natürlichen biologischen Systemen an einer Vielzahl von Arbeiten zu erkennen (allg. Literaturhinweise am Ende dieses Kapitels). Obwohl die mathematischen Grundlagen zuerst in der Physik entdeckt und erfolgreich angewendet wurden, läßt sich die nichtlineare Dynamik nicht auf spezielle Naturgesetze der Physik reduzieren. Deshalb stellt die nichtlineare Dynamik keinen „Physikalismus“ im traditionellen Sinne dar [Mainzer 1996]. Es wird also nicht unterstellt, daß dynamischen Phänomenen in Lasern, ökologischen Populationen oder im menschlichen Gehirn dieselben physikalischen Gesetze zugrunde liegen. Vielmehr handelt es sich um ein interdisziplinäres Forschungsgebiet, in dem die Bildung makroskopischer Strukturen in komplexen Systemen untersucht wird. Von zentralem Interesse sind dabei nichtlineare Wechselwirkungen der Komponenten solcher Systeme.

In den letzten Jahren sind wichtige Arbeiten zur nichtlinearen Dynamik in den kognitiven Neurowissenschaften erschienen. Diese reichen von Untersuchungen zu deterministischem Chaos in der neuronalen Aktivität des Gehirns [Freeman 1992, Schiff et al. 1994] bis zur Mustererkennung [Haken 1996]. Die Anwendung von Konzepten der nichtlinearen Dynamik auf Fragen der kognitiven Psychologie hat sich als ein fruchtbares Forschungsgebiet herausgestellt. Bereits in den achtziger Jahren wurden hier mit dem Konnektionismus nichtlineare Modellierungsansätze entwickelt. Die Informationsverarbeitung des Gehirns wird dabei mit Hilfe künstlicher neuronaler Netze simuliert [Hopfield 1982, Hertz et al. 1991, Palm 1996]. Bei den neuen Bestrebungen besteht der Grundgedanke für die Modellierung kognitiver Prozesse in der Strategie, das menschliche Verhalten mit Hilfe weniger Variablen durch nichtlineare Bewegungsgleichungen zu beschreiben [Kelso 1995, Haken 1996]. Dadurch wird der dynamische Charakter von kognitiven Prozessen in den Vordergrund gestellt. Eine wichtige Rolle spielen Untersuchungen zur Koordination von Bewegungsabläufen [Kelso 1981, Haken et al. 1985, Collins & Stewart 1993, Swinnen et al. 1994b]. Wenn dabei die zugrundeliegenden kognitiven Prozesse betrachtet werden, bezeichnet man das entsprechende Forschungsgebiet als kognitive Psychomotorik.

1.1 Kognitive Psychomotorik

Ein wichtiges Merkmal der Intelligenz des Menschen ist die Fähigkeit, seine Handlungen planen zu können: Die motorische Steuerung ist auf die Zukunft gerichtet [Wiesendanger 1995]. Weitere Besonderheiten der menschlichen Motorik sind der aufrechte Gang und eine extreme Handgeschicklichkeit. Diese Anzeichen einer hochentwickelten Motorik sind

ein denkbarer Ursprung allen intelligenten Verhaltens. Indem die Entwicklung motorischer Fertigkeiten evolutiv begünstigt gewesen ist, könnte die dazu nötige Leistungssteigerung des Gehirns als Nebeneffekt höhere geistige Fähigkeiten möglich gemacht haben [Calvin 1994]. Als Beispiel für die wichtige Rolle kognitiver Prozesse bei der Steuerung der motorischen Systeme kann die Planung ballistischer Bewegungen durch das Gehirn angesehen werden. Beim Werfen oder Hämmern werden die Gliedmaßen so plötzlich und kurzzeitig bewegt, daß eine Bewegungskorrektur durch Rückkopplung aufgrund der Reaktionszeiten unmöglich ist. Das Zusammenspiel aller Muskeln muß deshalb vorab geplant werden. Um beim Werfen ein Ziel präzise zu treffen, sind umfangreiche kognitive Operationen notwendig. Die erforderlichen Fähigkeiten des Gehirns zur Planung von Handlungen könnten aber auch von Vorteil für das sprachliche Geschick gewesen sein und somit andere Ausprägungen von intelligentem Verhalten in der Evolution der Lebewesen und des Menschen gefördert haben.

Die Planung und Ausführung von Handlungen ist ein zentrales Problem in der kognitiven Psychomotorik [Flanagan et al. 1996]. Als eine Handlung soll im folgenden ein Segment des Verhaltens aufgefaßt werden, das auf ein bestimmtes Ziel hin orientiert ist. Die Beschreibung und Analyse von Handlungen übersteigt leicht die zur Zeit verfügbaren experimentellen und theoretischen Möglichkeiten. Deshalb beschränken sich viele Untersuchungen auf einfache und kurze Handlungen mit überschaubaren Bewegungsabläufen, die einen kontinuierlichen Ausschnitt aus dem sogenannten Verhaltensstrom darstellen [Müsseler et al. 1996]. Eine zentrale Fragestellung lautet dabei, wie die Umsetzung eines bestimmten Ziels in einen erfolgreichen Bewegungsablauf erreicht wird. Diese Umsetzung läßt sich als Steuerungsproblem auffassen, bei dem die motorischen Befehle für das Erreichen des Ziels gesucht werden [Heuer 1996]. Bei seiner Lösung sind in der Regel noch Randbedingungen wie die Gewährleistung der aufrechten Körperhaltung zu berücksichtigen.

1.2 Zeitliche Steuerung und bimanuelle Koordination

Ein wichtiger Teilaspekt der Planung von Handlungen ist die zeitliche Anordnung von Handlungselementen. Dieses Problem der Zeitgebung (Timing) wurde schon 1886 von Stevens mit Hilfe einer Synchronisationsaufgabe untersucht (siehe die Diskussion in [Vorberg & Wing 1996]). Dabei wurden Versuchspersonen aufgefordert, Tastendrucke (Taps) mit periodischen Metronomschlägen zu synchronisieren und nach anschließendem Abschalten des Metronoms die rhythmische Bewegung fortzusetzen (Kontinuationsphase). Die bei dieser Aufgabe zwischen zwei Taps gemessenen Zeitintervalle weisen deutliche statistische Schwankungen auf. Bei der Analyse ähnlicher Aufgaben zum isochronen Tapping hat die Untersuchung der zeitlichen Variabilität wichtige Einsichten in die zugrundeliegenden kognitiven Prozesse ergeben.

Die Steuerung rhythmischer einhändiger Bewegungen durch das Gehirn läßt sich typischerweise durch lineare stochastische Modelle ohne Fehlerkontrolle beschreiben. Eine zentrale Rolle spielt dabei das Zwei–Ebenen–Modell für Kontinuationsaufgaben [Wing & Kristofferson 1973a]. Mit Hilfe dieses Modells wurde entdeckt, daß die statistischen Schwankungen bei der Ausführung von Bewegungen zwei verschiedene Ursachen haben. Erstens existieren zufällige Schwankungen auf der kognitiven Ebene der Zeitgebung und

zweitens entstehen auf der Ebene der motorischen Systeme Fluktuationen bei der Umsetzung der motorischen Kommandos. Aufgrund des Erfolgs dieses Modells muß die Relevanz von Fehlerkorrekturprozessen bei der Bewegungssteuerung für einfache Kontinuationsaufgaben in Zweifel gezogen werden. Die Rolle von Rückkopplung bei der zeitlichen Steuerung läßt sich mit Synchronisationsaufgaben untersuchen. Der Fall der Synchronisation einer Bewegung mit einem Metronom kann im theoretischen Rahmen der Zwei-Ebenen-Modelle behandelt werden [Vorberg & Wing 1996, Vorberg & Schulze 1997]. In dieser Variante ist das Modell einem autoregressiven Prozeß erster Ordnung äquivalent [Box & Jenkins 1976, Honerkamp 1994]. Auch Synchronisationsaufgaben können also mit linearen stochastischen Modellen, allerdings unter Berücksichtigung von Fehlerkorrektur, beschrieben werden.

Viele motorische Fertigkeiten erfordern die Kooperation beider Hände. Auch diesen Fall kann man als Synchronisationsproblem auffassen. Auf die Frage nach der zeitlichen Steuerung gibt es dabei keine einfache Antwort, weil die Anforderungen stark variieren und in der Regel durch externe Faktoren beeinflusst werden [Wiesendanger et al. 1996]. Extreme Beispiele für bimanuelle Koordination sind das Schwimmen im Schmetterlingsstil (vollständige Kopplung der Arme) oder das Halten eines Apfels mit der einen Hand und das gleichzeitige Schälen mit der anderen (unabhängige Steuerung). Um die motorische Steuerung bei bimanueller Koordination zu untersuchen, lassen sich Aufgaben wählen, die zwischen diesen beiden Extremen anzusiedeln sind. Das Schreiben mit einer Schreibmaschine oder das Spielen eines Tasteninstrumentes sind Tätigkeiten, bei denen koordinierte Fingerbewegungen mit einem gewissen Maß an Unabhängigkeit ausgeführt werden müssen.

Für das Musizieren auf einem Klavier ist ein präziser und flüssiger Bewegungsablauf der Finger- und Handmotorik Voraussetzung. Das Spielen auf einem Musikinstrument gehört innerhalb des menschlichen Verhaltens in den breiten Bereich der differenzierten Präzisionsbewegungen der distalen Extremität (Arm, Hand, Finger), mit denen Objekte manipuliert werden können. Das Gehirn benötigt für die motorischen Aspekte des Musizierens vermutlich keine spezifischen neuronalen Mechanismen, sondern verwendet die Verarbeitungsprinzipien, die sich im Organismus ohnehin für die Durchführung manipulatorischer Aufgaben herausgebildet haben [Illert 1993]. Für hochentwickelte Motorik spielt die Kontrolle der Bewegungsdurchführung eine wichtige Rolle [Kandel et al. 1996]. Das Konzept einer geschlossenen Regelschleife steht im Mittelpunkt älterer Theorien der Psychomotorik [Adams 1971, Rosenbaum 1991]. Entsprechende Modelle lassen sich aber lediglich auf langsame Bewegungen anwenden, weil korrigierende Prozesse, die auf peripherer neurophysiologischer Rückmeldung (Mechano- und Propriozeption) beruhen, Verarbeitungszeiten von mehr als 100 ms benötigen. Obwohl eine Vielzahl afferenter (aufsteigender) Nervenbahnen für die Überwachung von Bewegungsabläufen existiert, ist die Relevanz von Kontrollprozessen für Handlungen mittlerer bis hoher Geschwindigkeiten unklar.

Aus diesen Gründen wird das Problem der zeitlichen Steuerung bei bimanueller Koordination in vielen Arbeiten mit einfachen Rhythmusaufgaben untersucht, bei denen die Intervalle nicht-isochron (nicht gleich lang) sind. Für die Produktion von *Polyrhythmen* ist die zeitliche Steuerung erheblich komplizierter als im isochronen Fall [Deutsch 1983, Jagacinski et al. 1988, Summers et al. 1993, Krampe et al. 1996, Vorberg & Wing 1996]. Bei Polyrhythmen werden mit den beiden Händen verschiedene isochrome Rhythmen erzeugt, wobei die Anzahl der Schläge pro Takt ein nicht-ganzzahliges Verhältnis darstellt (z.B. 3:2, 4:3, 7:5). Die Leistungen (Tempo, Genauigkeit) von Versuchspersonen nehmen bei der

Ausführung von Polyrhythmen gegenüber isochronen Rhythmen stark ab [Klapp 1979]. Offenbar kommt es zu einer Interaktion der Hände während des Taktes, so daß die Aufgabe erschwert wird. Aus diesem Grund eignet sich die Untersuchung von Polyrhythmen in idealer Weise, um das Steuerungs- und Koordinationsproblem im Falle der menschlichen Motorik und insbesondere die Rolle von Fehlerkorrektur bei der Zeitgebung zu analysieren.

1.3 Motorische Programme und Selbstorganisation — Zwei Ansätze

Bei der Untersuchung der Produktion von Polyrhythmen dominieren zwei verschiedene Forschungsansätze. Der *repräsentationale Ansatz* basiert auf der Annahme von motorischen Programmen mit einer hierarchischen Struktur von Zeitgebern [Vorberg & Wing 1996]. Beim *dynamischen Ansatz* werden die Bewegungsabläufe als Ergebnis eines Selbstorganisationsprozesses aufgefaßt und durch gekoppelte, nichtlineare Oszillatoren beschrieben [Kelso 1995, Haken 1996]. Diese beiden Ansätze stehen in der Literatur weitgehend unverbunden nebeneinander und werden in einem kürzlich erschienenen Übersichtsartikel sogar als „theoretisch disjunkt“ bezeichnet [Müsseler et al. 1996].

1.3.1 Der repräsentationale Ansatz

Bei der Modellierung von Polyrhythmen mit Hilfe von motorischen Programmen steht die Analyse der Kovarianzstruktur im Vordergrund. Zum einen wurde nachgewiesen, daß die in Modellen verwendeten stochastischen Zeitgeber im allgemeinen eine hierarchische Abhängigkeitsstruktur aufweisen. Diese hierarchische Organisation hinterläßt gewissermassen einen „Fingerabdruck“ in den Kovarianzen der gemessenen Zeitintervalle. Zum anderen läßt sich durch diese Untersuchungen zeigen, daß die beobachtete Variabilität auf zwei verschiedene Ursachen zurückzuführen ist. Sowohl auf der Ebene kognitiver Kontrolle als auch in den motorischen Systemen gibt es erhebliche Fluktuationen, die sich aus der Registrierung von Bewegungsabläufen nachweisen lassen (Zwei-Ebenen-Modell).

Als Beispiel für unterschiedliche Abhängigkeitsstrukturen von Zeitgebern wird in Abb. 1.1 ein serielles und ein paralleles Modell für die Produktion eines isochronen Rhythmus' aus drei Intervallen gegenübergestellt. In beiden Modellen werden die drei Intervalle I_1 , I_2 und I_3 durch drei stochastische Variablen (Zeitgeber) a , b und c erzeugt. Im seriellen Modell startet ein Zeitgeber nach Ablauf den jeweils nächsten. Die einzelnen Zeitgeber werden dabei als unkorrelierte stochastische Variablen aufgefaßt, so daß die Kovarianz z.B. der Intervalle I_2 und I_3 verschwindet,

$$\text{cov}(I_2, I_3) = \text{cov}(b, c) = 0 . \quad (1.1)$$

Im parallelen Modell werden alle drei Zeitgeber zu Beginn der Sequenz gestartet. Dies führt zu einer anderen Vorhersage für die Kovarianz,

$$\text{cov}(I_2, I_3) = \text{cov}(b' - c', a' - b') = -\text{var}(b) < 0 . \quad (1.2)$$

Liegt die Organisation der Zeitgeber zwischen diesen beiden Extremfällen, dann spricht man von hierarchischer Zeitgebung [Vorberg & Wing 1996]. Dabei können auch multipli-

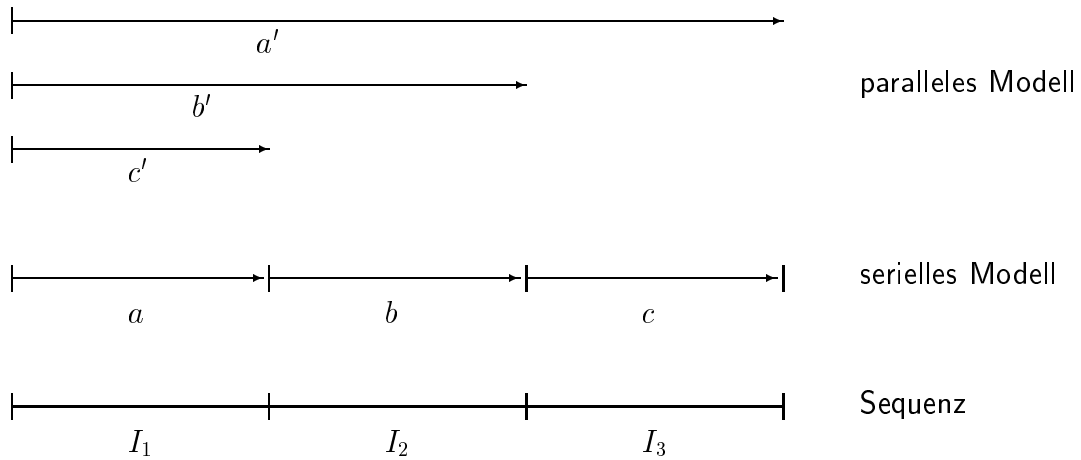


Abbildung 1.1: Serielle und parallele Zeitgebung am Beispiel einer isochronen Sequenz von drei Intervallen I_1 , I_2 und I_3 . Im seriellen Modell wird nach Ablauf eines Zeitgebers a , b oder c der jeweils nächste gestartet. Im Gegensatz dazu werden im parallelen Modell alle drei Zeitgeber bei Beginn der Sequenz ausgelöst.

kative Abhängigkeiten auftreten, die durch Fluktuationen in der Rate eines übergeordneten Zeitgebers, der die Geschwindigkeit einer Bewegung steuert, entstehen [Heuer 1991]. Eine weitere Quelle für Ungenauigkeiten bei der Produktion von Rhythmen besteht in möglichen Fehlern bei der Parameterspezifikation der motorischen Programme [Vorberg & Wing 1996].

Ein wichtiger Vorteil dieses linearen Ansatzes wird bei der Anpassung der Modelle an experimentelle Daten deutlich. Aus den registrierten Zeitreihen lassen sich die Parameter der motorischen Programme auf vergleichsweise einfache Weise schätzen. Diese Parameter haben in Bezug auf das Ausführungstempo einen lokalen Geltungsbereich für eine bestimmte Rhythmusaufgabe. Es ist also das Ziel der Modellierung, die statistischen Schwankungen um einen dynamisch stabilen Gleichgewichtszustand zu modellieren.

1.3.2 Der dynamische Ansatz

Bei dynamischen Modellen konzentriert man sich zunächst auf die Modellierung qualitativer Übergänge. Ein vergleichsweise einfaches Experiment besteht darin, daß man Versuchspersonen auffordert, ihre Zeigefinger alternierend zu bewegen und dabei die Frequenz systematisch zu erhöhen [Kelso 1981]. Bei anfänglich antisymmetrischem Bewegungsmuster beobachtet man oberhalb einer gewissen Frequenz einen spontanen Übergang in ein symmetrisches Muster (Abb. 1.2). Die Modellierung von solchen qualitativen Übergängen wird mit nichtlinearen Gleichungen der Form

$$\dot{q} = f(q, \xi; k) \quad (1.3)$$

erreicht. Hierbei ist q ein Zustandsvektor, ξ bezeichnet die stochastischen Variablen und k einen Satz von Kontrollparametern.

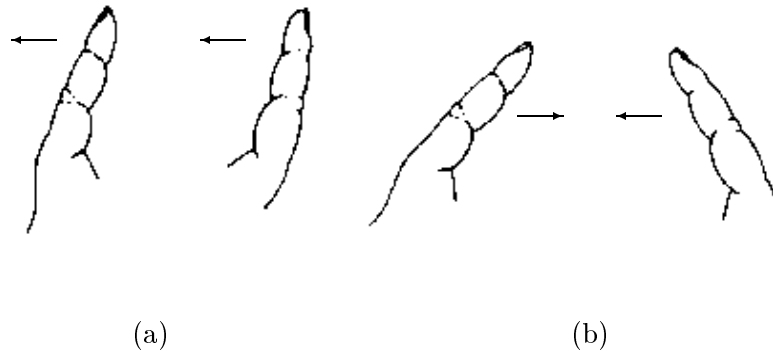


Abbildung 1.2: Antisymmetrische (a) und symmetrische (b) periodische Bewegung der Zeigefinger. Bei Erhöhung der Frequenz geht das Bewegungsmuster spontan vom antisymmetrischen in das symmetrische über (nach: [Haken 1988]).

Für diese Modelle wird ein globaler Geltungsbereich angestrebt, z.B. über den gesamten von den Versuchspersonen realisierten Tempobereich oder für eine ganze Klasse von Polyrhythmen. Als empirische Basis benötigt man dazu in der Regel Experimente mit Variation eines *Kontrollparameters*. Dies ist in obigem Beispiel die Frequenz der Fingerbewegungen. Die einfachste Koordinationsdynamik, die in diesem Fall die experimentellen Befunde erfaßt, ist durch die Gleichung

$$\dot{\phi} = -a \sin \phi - 2b \sin 2\phi \quad (1.4)$$

gegeben, wobei ϕ die relative Phase der Finger bezeichnet [Haken et al. 1985]. Die qualitative Dynamik dieser Gleichung läßt sich besonders leicht unter Benutzung der Potentialfunktion $V(\phi) = -a \cos \phi - b \cos 2\phi$ mit $\dot{\phi} = -dV/d\phi$ veranschaulichen. Nehmen die Kontrollparameter a und b das Verhältnis $b/a = 1$ ein, dann ist sowohl die antisymmetrische ($\phi = \pi$) als auch die symmetrische Lösung ($\phi = 0$) stabil. Es liegt also multistabiles Verhalten vor. Bei zunehmender Verringerung des Verhältnisses b/a wird die antisymmetrische Lösung aber instabil und es bleibt die symmetrische Lösung als einzige stabil. Das Modell kann also den qualitativen Übergang erklären, wenn man fordert, daß eine Steigerung der Bewegungsfrequenz mit einer Verringerung von b/a einhergeht. Auch die Beschreibung von Fluktuationen in der Nähe von Phasenübergängen ist hierbei möglich [Scholz et al. 1987].

Bei der Analyse von Rhythmen konnte man im Experiment erreichen, daß komplizierte Polyrhythmen durch Temposteigerung in einfachere zerfallen [Peper et al. 1995]. Die Modellierung wird qualitativ mittels gekoppelter nichtlinearer Oszillatoren erreicht [Haken et al. 1996]. Innerhalb des dynamischen Ansatzes wird das Gehirn als ein sich selbstorganisierendes, musterbildendes System aufgefaßt [Kelso & Haken 1997]. Das menschliche Verhalten ist dann als makroskopisches Phänomen zu betrachten, das durch nichtlineare Wechselwirkung der Komponenten des Nervensystems durch Selbstorganisation spontan hervorgerufen wird.

Das Auftreten makroskopischer, räumlicher oder zeitlicher Strukturen in komplexen Systemen wird in der Theorie der Selbstorganisation untersucht [Glansdorff & Prigogine 1971, Ebeling 1976, Haken 1977]. Entsprechende Systeme befinden sich notwendigerweise fernab vom thermodynamischen Gleichgewicht. Haken hat für dieses Gebiet mit seinen inter-

disziplinären Anwendungen den Begriff *Synergetik* („Lehre vom Zusammenwirken“) vorgeschlagen. Die Informationsverarbeitung wird als eine besonders hochentwickelte Form der Selbstorganisation angesehen [Eigen 1971, Haken 1988, Ebeling 1989]. So lassen sich Lebewesen auffassen als „natürliche, strukturierte und informationsverarbeitende makroskopische Systeme, die aus Prozessen der Selbstorganisation und Evolution hervorgegangen sind“ [Ebeling & Feistel 1994]. Die Physik der Selbstorganisation hat gezeigt, daß „Lebewesen, einschließlich des menschlichen Gehirns, dazu tendieren, in metastabilen koordinierten Zuständen zu leben, nahe der Instabilität, wo sie flexibel umschalten können“ [Kelso & Haken 1997].

Die Fokussierung des dynamischen Ansatzes auf qualitative Übergänge zwischen Nichtgleichgewichtszuständen einerseits und des repräsentationalen Ansatzes auf statistische Fluktuationen um stabile Attraktoren mit lokalem Geltungsbereich andererseits erklärt den Mangel an vergleichenden Studien in der Literatur. Dieses Problem wird dadurch verschärft, daß bereits die Experimente in der Regel speziell auf die Modellierung ausgerichtet sind. Es ist eines der Anliegen dieser Arbeit zu zeigen, daß auch motorische Programme mit Mechanismen der Fehlerkontrolle durch Rückkopplung kombiniert werden können. Dies ermöglicht sowohl die Beschreibung von statistischen Fluktuationen als auch von qualitativen Übergängen. Hierin liegt eine mögliche Querverbindung zwischen beiden Forschungsansätzen.

1.4 Thema und Gliederung der Arbeit

Eine umfangreiche Studie [Krampe et al. 1996] zur Produktion von Polyrythmen ist die experimentelle Basis für die hier ausgeführten theoretischen Untersuchungen. Diese Studie besteht aus einzelnen Versuchsdurchgängen zur Produktion von 4:3-Polyrythmen. Die Variation des Ausführungstempos als externen Kontrollparameter ermöglicht die Untersuchung qualitativer Übergänge in der Dynamik. Dabei wurden pro Versuchsperson in der Regel mehr als 100 Versuche über einen, im Vergleich zu anderen Studien, ungewöhnlich großen Tempobereich (Takt dauern zwischen 0.5 s und 8.2 s) aufgezeichnet. Die Details werden in Kapitel 2 beschrieben.

Mit speziellen Methoden der nichtlinearen Zeitreihenanalyse können nichtlineare Prozesse in empirischen Daten untersucht werden [Ebeling et al. 1990, Grassberger et al. 1991, Schwarz 1995, Kantz & Schreiber 1997]. Bei den Zeitreihen zur Rhythmusproduktion handelt es sich um Sequenzen von Intervallzeiten. Diese sind durch vergleichsweise große statistische Schwankungen gekennzeichnet. Aus methodischer Sicht bietet sich daher die *symbolische Dynamik* an, bei der die Daten vergrößert durch Symbole beschrieben werden. In Kapitel 3 wird die Anwendung dieses Verfahrens auf die vorliegenden Rhythmusdaten beschrieben. Wichtigstes Ergebnis ist die Entdeckung qualitativer Übergänge bei der stabilen Produktion von 4:3-Polyrythmen (Abschnitt 3.1). Für die quantitative Analyse von Symbolsequenzen werden Komplexitätsmaße verwendet (Abschnitt 3.2). Mit speziellen Symbolkodierungen lassen sich weitere Einblicke in die Koordinationsdynamik bei der Ausführung von Polyrythmen gewinnen (Abschnitt 3.3). Die Ergebnisse der Datenanalyse werden in Abschnitt 3.4 zusammengefaßt.

Die symbolische Dynamik ist als Methode der Zeitreihenanalyse ein vielversprechendes Instrument für die qualitative Analyse der Dynamik biologischer und physiologischer Sys-

teme [Herzel et al. 1994, Kurths et al. 1995a]. Das wird in dieser Arbeit zusätzlich mit einem Exkurs in die Physiologie demonstriert (Abschnitt 3.5). In Experimenten zur Synchronisation von Herzschlag und Atmung, die in Anlehnung an die Rhythmusexperimente durchgeführt wurden, konnten mit Hilfe der Techniken der symbolischen Dynamik ebenfalls qualitative Übergänge gefunden werden.

Für die Produktion von 4:3-Polyrhythmen ist die Entdeckung qualitativer Übergänge zugleich ein wichtiger experimenteller Befund und ein geeigneter Ausgangspunkt für die Modellierung (Kapitel 4). In Abschnitt 4.1 werden zunächst einfache Modelle für einhändige Bewegungen mit linearer und nichtlinearer Fehlerkorrektur diskutiert. Die Kopplung zweier Gleichungen dieses Typs führt schließlich auf ein dynamisches Modell für die bimanuelle Produktion von Polyrhythmen (Abschnitt 4.2). In diesem deterministischen Modell werden die gefundenen qualitativen Übergänge durch Bifurkationen erzeugt, die durch Variation der Kontrollparameter entstehen.

Für eine Beschreibung kognitiv-motorischer Prozesse ist die Berücksichtigung realistischer stochastischer Fluktuationen notwendig. Das entwickelte dynamische Modell läßt sich auf diesen Fall verallgemeinern und in den theoretischen Rahmen der Zwei-Ebenen-Modelle einbinden (Abschnitt 4.3). Ein Vergleich zwischen experimentellen Daten und numerischen Simulationen des Modells wird in Abschnitt 4.4 angestellt. Kapitel 4 schließt mit einer Zusammenfassung, auf die die allgemeine Diskussion der Ergebnisse der vorliegenden Arbeit in Kapitel 5 folgt.

Allgemeine Literaturhinweise

Theorie nichtlinearer dynamischer Systeme:

Guckenheimer & Holmes 1983, Eckmann & Ruelle 1985, Leven et al. 1989,
Arrowsmith & Place 1990, Jackson 1991, Ott 1993

Anwendungen:

Haken 1977, Feistel & Ebeling 1989, Grasman & van Straten 1994 (allgemein),
Kim & Stringer 1992, Peinke et al. 1992 (physikalische Systeme),
Ebeling & Feistel 1994 (Evolutionsprozesse),
Murray 1993, Mosekilde & Mouritsen 1995, Flyvbjerg et al. 1997 (Biologie),
May 1975 (Populationsdynamik),
Mackey & Glass 1977, CHAOS 1995 (Physiologie),
Weidlich & Haag 1983 (Sozialwissenschaften)

Kognitive Neurowissenschaften:

Anderson 1989, Thompson 1990, Roth 1994, Shepard 1994, Stillings et al. 1995,
Heuer & Keele 1996, Kandel et al. 1996, Roth & Prinz 1996, Wing et al. 1996

Experimentelle Untersuchung von Polyrhythmen

Die Analyse der Produktion von Polyrhythmen hat sich als ein wichtiges Gebiet zur Untersuchung kognitiv-motorischer Prozesse herausgebildet. Insbesondere für das Problem der bimanuellen Koordination kann das Studium von Polyrhythmen wichtige Aufschlüsse liefern. Der Grund liegt darin, daß es sich bei Polyrhythmen um nicht-isochrone Sequenzen handelt, die in der Regel zu starker gegenseitiger Wechselwirkung in der Dynamik der Hände führen. In diesem Kapitel wird das dieser Arbeit zugrundeliegende Experiment vorgestellt. Abschnitt 2.1 beschreibt das experimentelle Design der untersuchten Studie [Krampe et al. 1996] und Abschnitt 2.2 die aufgenommenen Zeitreihen.

2.1 Das Experiment

Ein Polyrhythmus besteht aus zwei isochronen Sequenzen, bei denen die beiden Anzahlen von Schlägen pro Takt ein nicht-ganzzahliges Verhältnis bilden. In Abbildung 2.1 ist der im folgenden diskutierte 3:4-Polyrhythmus schematisch dargestellt. Pro Takt sollen mit der rechten Hand 4 isochrone (gleich lange) Intervalle und mit der linken Hand 3 isochrone Intervalle produziert werden. Dies läßt sich besonders einfach für die in der Abbildung gewählte Zyklusdauer von 1200 ms veranschaulichen. Interessant an dieser Aufgabe ist, daß die Teilsequenzen für sich allein betrachtet vergleichsweise einfach sind. Erst die Kombination beider Sequenzen, die zusammen den Polyrhythmus ergeben, macht die Aufgabe kompliziert, weil die sich zwischen den verschiedenen Anschlägen ergebenden Intervalle I_j^k nicht-isochron sind [Klapp 1979, Deutsch 1983, Jagacinski et al. 1988, Summers et al. 1993]. Theoretischer ausgedrückt liegt die *kognitive Komplexität* der Aufgabe in der Koordination beider Hände [Kliegl & Fanselow 1996]. Als Konsequenz stellt die Produktion von Polyrhythmen sogar für geübte Pianisten eine anspruchsvolle Aufgabe dar.

Die an der Studie [Krampe et al. 1996] teilnehmenden Versuchspersonen lassen sich in drei Gruppen zu je 15 Personen einteilen. Die Gruppe der *jungen Amateure* (Nummern der Versuchspersonen: 701 bis 707 und 709 bis 716) bestand größtenteils aus Studierenden oder an anderen Ausbildungsprogrammen beteiligten Personen, wobei es sich in keinem Fall um ein musikalisches Fach handelte. Alle Versuchspersonen wurden früher im Klavierspiel unterrichtet und spielten zur Zeit der Studie in der Freizeit Klavier. Außerdem war das Klavier bei allen Versuchspersonen das hauptsächliche Instrument. Keine der Versuchspersonen wurde zuvor im Spielen von Perkussionsinstrumenten unterrichtet. Als Minimalkriterium für die musikalischen Fähigkeiten mußten die Versuchspersonen in der Lage sein, das Präludium Nr. 1 in C-Dur von J.S. Bach (Wohltemperiertes Klavier) flüssig zu spielen.

In die Gruppe der (jungen) *Experten* wurden Studierende im Fach Klavier von zwei Berliner Akademien aufgenommen (Nummern der Versuchspersonen: 801 bis 815). Alle hatten

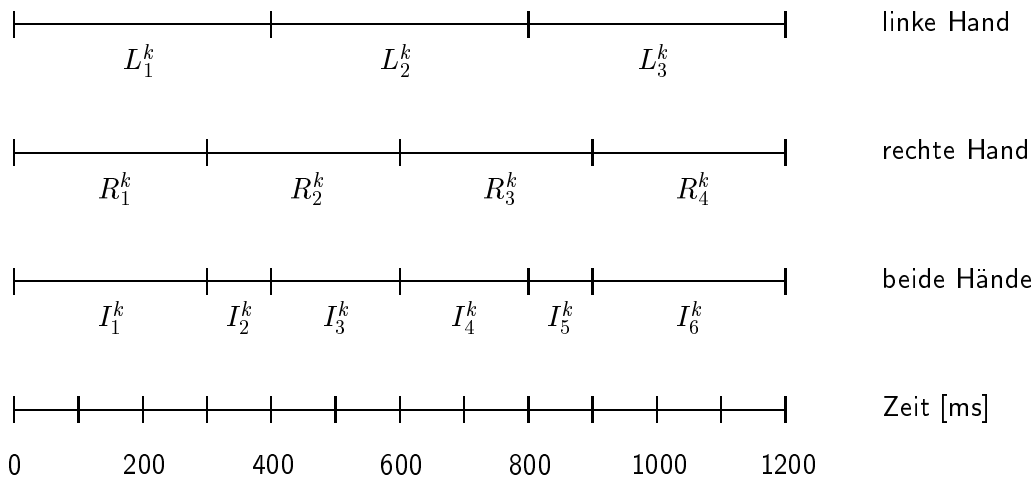


Abbildung 2.1: Schematische Illustration einer 4:3-Polyrhythmus-Aufgabe am Beispiel einer Zyklusdauer von 1200 ms. Pro Zyklus (oder Takt) müssen drei isochrone Anschläge mit der linken Hand ausgeführt werden und vier, ebenfalls isochrone Intervalle, mit der rechten Hand. Die Buchstaben R und L bezeichnen die mit den Zeigefingern produzierten Intervalle. Jeder Zyklus startet bzw. endet mit einem gemeinsamen Anschlag beider Hände. Die Sequenz der Intervalle innerhalb des k -ten Zyklus' ist am unteren Index ablesbar. Die beiden Zeitreihen für linke und rechte Hand können auch in einer Zeitreihe der Intervalle I_j^k , die durch die sämtliche Anschläge der Hände begrenzt werden, kombiniert werden. Dabei bezeichnet das nicht dargestellte Intervall I_7^k die Asynchronie der Hände beim gemeinsamen Anschlag.

bereits Konzerterfahrung und befanden sich am Beginn einer künstlerischen Laufbahn. Die Expertinnen und Experten entstammten aus verschiedenen kulturellen Traditionen (darunter 4 Personen aus Japan). Die Gruppen der jungen Amateure und Experten wurden so zusammengestellt, daß sich das gleiche mittlere Alter ergab (23.9 ± 3.0 Jahre, Bereich zwischen 19 und 30 Jahren). Für die dritte Gruppe der *alten Amateure* (Nummern: 901 bis 915) lag das mittlere Lebensalter bei 71.4 ± 6.8 Jahren (Mittelwert \pm Standardabweichung).

Alle Experimente wurden auf einem elektronischen Klavier¹ mit einer gewichteten Tastatur ausgeführt. Die Daten wurden in 7 Sitzungen mit einer Dauer von jeweils 90 bis 120 Minuten erhoben. Zu Beginn und Ende jeder Sitzung wurden die Versuchspersonen aufgefordert, drei einfache Tapping-Aufgaben durchzuführen. Dabei wurde verlangt, Anschläge mit maximalem Tempo mit dem rechten bzw. dem linken Zeigefinger, sowie alternierend mit beiden Zeigefingern zu produzieren. Die Zeitreihen des alternierenden Tappings werden in dieser Arbeit in Abschnitt 4.1.4 verwendet.

Die Polyrhythmen wurden in drei Sitzungen getestet. Außerdem wurde eine isochrone Kontrollaufgabe (zweihändiger 6/8-Rhythmus) über drei Sitzungen gestellt. Die Aufgabenstellung wechselte alternierend, wobei in Sitzung 1 mit der isochronen Aufgabe begonnen wurde. Die vorliegende Arbeit konzentriert sich ausschließlich auf die Analyse der

¹Typ: YAMAHA CLP-124. Das Klavier wurde mittels eines MIDI-Interfaces direkt an einen *Apple Macintosh II* Computer angeschlossen. Beginn und Ende eines Anschlags können mit dieser Technologie auf Millisekunden genau bestimmt werden.

Polyrhythmen. In jeder der Sitzungen 1 bis 6 mußten von den Versuchspersonen zwei Blöcke von Versuchsdurchgängen durchgeführt werden. Innerhalb eines Blocks wurden 14 verschiedene Vorgabezyklusdauern zwischen 800 ms und 8200 ms in zufälliger Reihenfolge vorgegeben. Durch die zufällige Reihenfolge sollten mögliche Hysterese-Effekte ausgeschlossen werden. Fehlversuche oder Versuche, bei denen die Abweichung von der idealen Zeitgebung mehr als 10% betrug, wurden unmittelbar wiederholt (bis zu einer maximalen Anzahl von fünf Versuchen pro Tempo-Bedingung). In Sitzung 7 wurden die Leistungsgrenzen der Versuchspersonen getestet. Dazu wurde eine Anzahl von schnellen Versuchen ausgewählt und das Tempo sukzessiv erhöht. Die anfänglichen Vorgabezyklusdauern wurden je Versuchsperson bezogen auf die Leistungen in den Sitzungen 1 bis 6 bestimmt.

Bei den Rhythmusexperimenten wurde das Konzept der Kontinuationsaufgabe benutzt [Wing & Kristofferson 1973a]. Zu Beginn jedes Versuchsdurchgangs generierte der Computer den exakten Rhythmus. (Für Details zur Tonhöhe usw. siehe [Krampe et al. 1996].) Die Versuchspersonen hatten die Möglichkeit, dieser Vorgabe zuzuhören, solange sie es wünschten. Danach begannen die Versuchspersonen mit der Ausführung der Aufgabe, wobei sie sich für vier Zyklen (Takte) mit dem Vorgaberhythmus synchronisieren konnten. Danach wurde die vom Computer generierte Vorgabe gestoppt und die folgenden Daten elektronisch aufgezeichnet. Fehler während der *Synchronisationsphase* wurden nicht betrachtet. In der darauf folgenden *Kontinuationsphase* wurde von den Versuchspersonen verlangt, den Rhythmus für weitere 12 Zyklen fortzusetzen. Diese 12 Zyklen ergeben eine Zeitreihe.

Nach jedem Versuch erhielten die Teilnehmerinnen und Teilnehmer detaillierte Informationen über ihre Performanz in graphischer Form (Säulendiagramme). Außerdem wurden prozentuale Abweichungen in der Zyklusdauer und den Teilintervallen innerhalb eines Taktes über das Computerdisplay dargeboten, verbunden mit der Information, ob der jeweilige Versuch wiederholt werden mußte oder nicht.

2.2 Die Daten

Insgesamt liegen in der Polyrhythmusaufgabe von 45 Versuchspersonen jeweils meist über 100 Zeitreihen zu 14 verschiedenen Tempi vor (Extremwerte: 91 Zeitreihen von Versuchsperson 808 und 322 Zeitreihen von Versuchsperson 910). In dieser Arbeit wird die Polyrhythmusaufgabe untersucht. Für die isochrone Kontrollaufgabe liegen bereits Analysen mit linearen Methoden vor [Krampe et al. 1996]. Entsprechend der Aufgabenstellung (Abb. 2.1) besteht jeder einzelne Versuchsdurchgang aus 12 Zyklen und damit 48 Intervallen, die mit der rechten Hand produziert wurden, und 36 Intervallen für die linke Hand. Die experimentellen Zeitreihen können getrennt für beide Hände oder kombiniert dargestellt werden,

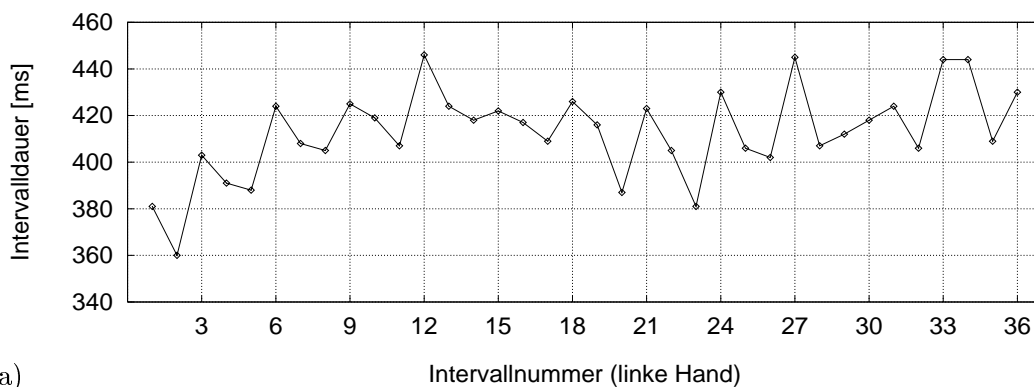
$$\text{linke Hand (36 Werte):} \quad L_1^1, L_2^1, L_3^1, L_1^2, \dots, L_2^{12}, L_3^{12}, \quad (2.1a)$$

$$\text{rechte Hand (48 Werte):} \quad R_1^1, R_2^1, R_3^1, R_4^1, R_1^2, \dots, R_3^{12}, R_4^{12}, \quad (2.1b)$$

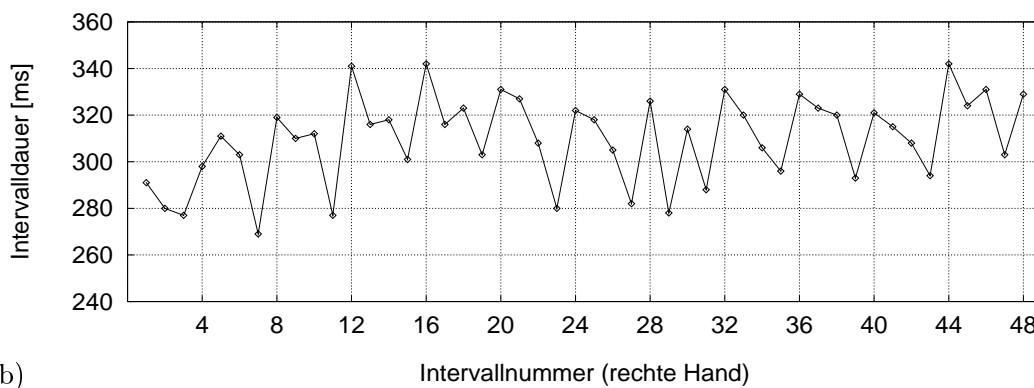
$$\text{Kombination (84 Werte):} \quad I_1^1, I_2^1, I_3^1, I_4^1, I_5^1, \dots, I_6^{12}, I_7^{12}. \quad (2.1c)$$

Bei der kombinierten Darstellung bezeichnet das in Abb. 2.1 nicht aufgeführte Intervall I_7^k die Asynchronie beim gemeinsamen Anschlag. Hierbei zeigt ein positiver Wert an, daß der rechte Anschlag zuerst ausgeführt wurde.

Um einen Eindruck von den Rohdaten zu vermitteln, soll abschließend ein Beispiel für die aufgenommenen Zeitreihen gezeigt werden. (Abb. 2.2). Die produzierten Zeitintervalle weisen erhebliche statistische Schwankungen auf. Die Wechselwirkung stochastischer Fluktuationen bei der zeitlichen Steuerung mit (deterministischen) Steuerungsprinzipien ist deshalb ein zentraler Aspekt der vorliegenden Arbeit.



(a)



(b)

Abbildung 2.2: Ein Beispiel für die untersuchten Zeitreihen für linke (a) und rechte (b) Hand (Versuchsperson 815). Die vorgegebene Zyklusdauer ist $T = 1200$ ms, d.h. mit der linken Hand müssen Intervalle von 400 ms Dauer produziert werden und mit der rechten Hand Intervalle von 300 ms Dauer. Die durch die Numerierung auf der Abzisse gekennzeichneten Intervalle werden durch den gemeinsamen Anschlag beider Hände am Ende eines Taktes begrenzt. Die vorgegebene Zyklusdauer wurde von der Versuchsperson sehr gut realisiert (mittlere realisierte Zyklusdauer $\langle t \rangle = 1239$ ms). Die Zeitreihen weisen deutliche Fluktuationen auf und es ist klar zu erkennen, daß die ersten beiden Takte (Zyklen) zu schnell gespielt wurden.

Zeitreihenanalyse: Symbolische Dynamik

Die hochentwickelte Motorik des Menschen gestattet es, Handlungen flexibel an sich ständig verändernde Umweltbedingungen anzupassen [Wing et al. 1996]. Neben der Beeinflussung motorischer Prozesse durch zufällige Schwankungen aus der Umwelt, weisen selbst einfache Bewegungsabläufe eine erhebliche Variabilität auf: Typischerweise sind Versuchspersonen zwar in der Lage, eine vorgegebene Synchronisations- oder Kontinuationsaufgabe im Mittel richtig auszuführen, doch gibt es für die produzierten Intervalle eine erhebliche Varianz. Wie für alle biologischen oder chemischen Uhren [Schnakenberg 1979] steigt diese Varianz mit dem Mittelwert der Intervalldauern an [Winfree 1980].

Die statistischen Schwankungen bei der Analyse dynamischer Phänomene werden vielfach als Störungen angesehen, die noch durch zufällige Meßungenauigkeiten („Beobachtungsruschen“) überlagert sind und so die Suche nach Gesetzmäßigkeiten erschweren. Eine andere Sichtweise besteht darin, die Fluktuationen bei der zeitlichen Steuerung selbst zum Untersuchungsgegenstand zu machen. Dieser Ansatz hat sich als geeignet erwiesen, Prinzipien der Zeitgebung für die Bewegungskoordination aufzudecken [Vorberg & Wing 1996].

Bei den in dieser Arbeit untersuchten Zeitreihen handelt es sich um die Intervallzeiten, die bei der Produktion von Rhythmen zwischen den einzelnen Anschläge entstehen (Abschnitt 2.2). Mit Hilfe der Zeitreihenanalyse können statistische Zusammenhänge in diesen Sequenzen untersucht werden. Grundsätzlich lassen sich lineare und nichtlineare Methoden unterscheiden. Zu den linearen Methoden [Box & Jenkins 1976, Priestley 1989, Honerkamp 1994] gehören z.B. die Autokorrelationsfunktion und die Spektralanalyse sowie die Anpassung autoregressiver Prozesse (ARMA-Modelle). Im Bereich der linearen Phänomene gilt das Superpositionsprinzip: Entsprechende Prozesse können hinreichend gut durch eine Überlagerung ihrer periodischen Anteile aller Frequenzen beschrieben werden. Dies ist bei nichtlinearen Prozessen im allgemeinen nicht möglich. Trotzdem sind die linearen Verfahren der Zeitreihenanalyse auch bei nichtlinearen Systemen von grundlegendem Wert für die Interpretation von Daten [Schwarz 1995].

Nichtlineare Methoden können zusätzlichen Aufschluß über die den Zeitreihen zugrundeliegende Dynamik liefern [Ebeling et al. 1989, Tong 1990, Grassberger et al. 1991, Casdagli et al. 1992, Kantz & Schreiber 1997]. Dies trifft insbesondere auf biologische, physiologische und die hier untersuchten psychologischen Systeme zu, da die Systemkomponenten in diesen Fällen typischerweise nichtlineare Eigenschaften haben oder auf nichtlineare Weise miteinander wechselwirken. Eine Analyse mit entsprechend angepaßten Methoden aus der nichtlinearen Dynamik erscheint deshalb erfolgversprechend. Die Relevanz der Konzepte der nichtlinearen Dynamik muß allerdings im Einzelfall gezeigt werden [CHAOS 1995, Kantz et al. 1997].

Das Thema dieses Kapitels ist die Anwendung der *symbolischen Dynamik* als Methode der nichtlinearen Zeitreihenanalyse auf die experimentellen Daten zur bimanuellen Produktion von Polyrythmen. Im Abschnitt 3.1 wird die Beschreibung von Zeitreihen durch Symbol-

sequenzen als Visualisierungstechnik eingeführt und anhand einiger Beispieldatensätze und verschiedener symbolischer Transformationen diskutiert. Das wichtigste Ergebnis für die bimanuelle Koordination ist die Existenz von Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergängen in den Symbolmustern bei Variation des Tempos der Rhythmusaufgabe. Im darauffolgenden Abschnitt 3.2 geht es um die quantitative Beschreibung dieser Phasenübergänge mit Hilfe von Komplexitätsmaßen. Die Interpretation der Vielfalt auftretender Symbolmuster wird erleichtert durch eine spezielle Form der Symbolkodierung, die zum Konzept der dynamischen Moden führt (Abschnitt 3.3). Dabei können allgemeinere dynamische Prinzipien sichtbar gemacht werden, die bei anderen Methoden der Datenanalyse meist durch das hohe Maß an interindividueller Variabilität verdeckt sind. In Abschnitt 3.4 folgt eine Zusammenfassung. Als ein weiteres Beispiel für den Wert von Symbolkodierungen bei der Analyse von Zeitreihen wird in einem Exkurs (Abschnitt 3.5) die Synchronisation von Herzrhythmen und Atmung untersucht. Das dabei verwendete experimentelle Design ist dem in dieser Arbeit untersuchten Rhythmus–Experiment vergleichbar.

3.1 Symbolische Dynamik I

3.1.1 Symbolische Dynamik zur Analyse komplexer Systeme

Die symbolische Dynamik ist von großer Bedeutung für die Theorie dynamischer Systeme [Hao 1989, Diacu & Holmes 1996]. Eine vergrößerte Beschreibung (coarse–graining) der Trajektorien eines dynamischen Systems, wie sie bei der symbolischen Dynamik verwendet wird, liefert aber auch für die praktische Analyse komplexen Verhaltens oft neue Ergebnisse [Hao 1991, Ebeling & El Naschie 1994].

Die zeitliche Entwicklung deterministischer Systeme ist auf eindeutige Weise im Phasenraum darstellbar. Bei der Analyse einer Zeitreihe hat man allerdings in der Regel kaum Vorkenntnisse, z.B. über die Dimension des Phasenraumes. Bei vielen Verfahren der nichtlinearen Zeitreihenanalyse ist deshalb die Rekonstruktion des Phasenraumes eine wesentliche Grundlage zu ihrer Anwendung. Entsprechende Methoden basieren auf dem Konzept der Einbettung mittels Verzögerungskordinaten [Yule 1927, Packard et al. 1980, Takens 1981, Broomhead & King 1986, Sauer et al. 1991]. Gelingt die Phasenraumrekonstruktion, dann läßt sich eine Vielzahl nichtlinearer Methoden zur Dimensionsschätzung, Rauschreduktion und Vorhersage einsetzen [Grassberger et al. 1991, Casdagli et al. 1992]. Allerdings müssen die Ergebnisse kritisch überprüft werden, um Artefakte auszuschließen. Dazu wurden statistische Tests entwickelt [Theiler et al. 1992a,b, Schreiber & Schmitz 1997].

Bei vielen Systemen der Biologie, Physiologie und Psychologie gelingt die Rekonstruktion des Phasenraumes nicht. Einige wichtige Gründe hierfür sind

- stochastische Fluktuationen, die bei der Anwendung der für deterministische Systeme entwickelten nichtlinearen Verfahren zu Interpretationsschwierigkeiten [Pool 1989, Godfray & Grenfell 1993, Drepper et al. 1994, Engbert & Drepper 1994] und Artefakten [Osborne & Provenzale 1989, Ellner 1991, Nychka et al. 1992, Rapp et al. 1994] führen können,
- unzureichende Länge von Zeitreihen [Theiler 1986] und

- instationäres Verhalten, das sich oft nur schwer nachweisen läßt [Isliker & Kurths 1993, Schreiber 1997, Witt et al. 1997].

Die beiden letzten Punkte sind für natürliche, biologische Systeme besonders wichtig, weil sich Experimente hier im Unterschied zu vielen physikalischen Systemen nicht für eine ausreichend lange Beobachtungsdauer unter stationären Versuchsbedingungen durchführen lassen.

Wie viele Anwendungsbeispiele zeigen, sind die Methoden der symbolischen Dynamik geeignet, auch ohne eine Phasenraumrekonstruktion robuste Aussagen über das dynamische Verhalten komplexer Systeme zu gewinnen [Schwarz et al. 1993, Witt et al. 1994, Kurths et al. 1995a]. Im folgenden wird deshalb vom Zustandsraum X gesprochen, der von wenigen, im Extremfall einer einzigen, Observablen aufgespannt wird und in dem die Zeitentwicklung des Systems im allgemeinen nicht eindeutig ist. Bei der Wahl von X kann man sich von theoretischen Überlegungen und Vorkenntnissen über das betrachtete System, die z.B. mit Hilfe linearer Methoden gewonnen wurden, leiten lassen. Damit ist die Analyse kontextabhängig [Kurths et al. 1994].

Um eine statistische Beschreibung der Dynamik eines komplexen Systems vorzunehmen, ist eine Partitionierung des Zustandsraumes nötig. Dabei wird die Menge X in Teilmengen oder Zellen A_1, \dots, A_λ zerlegt, die nicht überlappen und den gesamten Zustandsraum abdecken [Beck & Schlögl 1993, Wackerbauer et al. 1994]. Dies wird durch die Bedingungen

$$A_i \cap A_j = \emptyset \quad (\text{Disjunktheit}) \quad (3.1)$$

für alle $i, j = 1, 2, \dots, \lambda$ mit $i \neq j$ und

$$\bigcup_{i=1}^{\lambda} A_i = X \quad (\text{Vollständigkeit}) \quad (3.2)$$

formalisiert. Die einfachste Art der Partitionierung eines d -dimensionalen Raumes X besteht darin, d -dimensionale Kuben gleicher Größe zu wählen. Diese Partitionierung wird als Gitter bezeichnet.

Die zeitliche Entwicklung des beobachteten Prozesses läßt sich mit der Partitionierung durch eine Folge von Zellen, die die Trajektorie im Zustandsraum X durchläuft, beschreiben. Bezeichnen wir die Zellen A_i mit Symbolen s_i eines Alphabets \mathcal{A} und ordnen jeder Zelle A_i ein Symbol s_i zu, also $A_i \mapsto s_i$, dann erhalten wir aus der Zeitreihe eine *Symbolsequenz*. Die Zuordnungsvorschrift heißt symbolische Transformation oder Symbolkodierung. Es ist intuitiv klar, daß sich unter den für das System erlaubten Symbolsequenzen einige als häufiger als andere herausstellen werden. Jeder Symbolsequenz s_0, s_1, \dots, s_n mit $s_i \in \mathcal{A}$ kann eine Wahrscheinlichkeit $p(s_0, \dots, s_n)$ zugeordnet werden. Die Hierarchie aller Verbundwahrscheinlichkeiten $p(s_0, \dots, s_n)$ definiert einen stochastischen Prozeß [van Kampen 1981, Gardiner 1990]. Die Eigenschaften dieses stochastischen Prozesses hängen von der gewählten Partitionierung des Zustandsraumes X ab. Beispielsweise kann der symbolische stochastische Prozeß eine Markov-Kette sein, falls

$$p(s_n | s_0, \dots, s_{n-1}) = p(s_n | s_{n-1}) \quad (3.3)$$

gilt. Hierbei ist $p(s_n | s_0, \dots, s_{n-1})$ die bedingte Wahrscheinlichkeit, daß das Symbol s_n auftritt, falls vorher die Sequenz s_0, \dots, s_{n-1} gegeben ist. Stellt man an den stochastischen Prozeß die Bedingungen für eine sog. topologische Markov-Kette [Beck & Schlögl 1993], dann

bezeichnet man diese Partitionierung als Markov-Partition [Guckenheimer & Holmes 1983, Wackerbauer et al. 1994]. Im allgemeinen läßt sich für ein gegebenes dynamisches System nicht zeigen, ob eine Markov-Partition existiert. Falls es aber gelingt, deren Existenz zu beweisen, gibt es in der Regel keine einfache, konstruktive Methode, die Markov-Partition aufzufinden. Die Zellen A_i einer solchen Partitionierung sind im allgemeinen nicht gleich groß und können eine komplizierte Geometrie besitzen, z.B. fraktale Grenzen. Es ist daher leicht einzusehen, daß für die praktische Datenanalyse komplexer Systeme eine Markov-Partition meist nicht erreicht werden kann. Grundsätzlich gilt die Regel, daß man entweder eine komplizierte Partitionierung wählt, um einen möglichst einfachen symbolischen stochastischen Prozeß zu erhalten, oder daß man eine einfache Partitionierung vorgibt, was typischerweise auf komplizierte Symbolsequenzen führt [Beck & Schlögl 1993].

Die in dieser Arbeit verfolgte Strategie besteht darin, zunächst mit Hilfe einfacher Partitionierungen bzw. symbolischer Transformationen robuste Eigenschaften der zugrundeliegenden Dynamik zu extrahieren. Im Abschnitt 3.3 werden die Symbolkodierungen dann den untersuchten Fragenstellungen angepaßt, um eine detaillierte Interpretation der Dynamik mit Hilfe der Symbolsequenzen zu ermöglichen.

3.1.2 2-Symbol-Kodierung

Eine naheliegende Symbolkodierung besteht darin, einem Intervall je nachdem, ob es kürzer oder länger als sein Sollwert ist, zwei verschiedene Symbole zuzuordnen. Hier treten aber Probleme auf, die diese Art der Symbolkodierung unbrauchbar machen. Erstens realisieren die Versuchspersonen in vielen Fällen nicht das vorgegebene Tempo, d.h. der realisierte Mittelwert der Zyklusdauer weicht vom Vorgabewert T ab. Dies läßt sich dadurch beheben, daß die Kodierung bezüglich des realisierten mittleren Tempos erfolgt. Auch dies führt aber nicht zum gewünschten Erfolg, denn, zweitens, gibt es in der Regel Trends¹ in der Ausführungsgeschwindigkeit und bei allen Versuchspersonen zufällige Fluktuationen in der Zykluslänge.

Diese Probleme können behoben werden, indem die Symbolzuordnung zyklusweise (taktweise) vorgenommen wird. Die realisierte Zyklusdauer des k -ten Taktes soll im folgenden mit $t_{L,R}^k$ bezeichnet werden. Der untere Index gibt hierbei jeweils an, ob die Daten der rechten oder linken Hand gemeint sind. Damit lassen sich die gemessenen Intervallzeiten (Gl. (2.1a,b), S. 11) für die rechte Hand, R_j^k , und für die linke Hand, L_i^k , auf relative Abweichungen transformieren,

$$\text{rechte Hand:} \quad r_j^k = \frac{4R_j^k - t_R^k}{t_R^k}, \quad j = 1, 2, 3, 4; \quad (3.4a)$$

$$\text{linke Hand:} \quad l_i^k = \frac{3L_i^k - t_L^k}{t_L^k}, \quad i = 1, 2, 3. \quad (3.4b)$$

Diese Größen geben die Abweichung vom vorgegebenen Rhythmus an, ohne auf die Genauigkeit der Zykluslänge Bezug zu nehmen. Die Motivation für diese Transformation

¹Diese können auch durch eine Symbolkodierung sichtbar gemacht werden (vgl. Abb. 3.5(b) auf S. 26). Der primäre Zweck der symbolischen Dynamik soll hier aber zunächst darin liegen, die rhythmische Struktur der produzierten Intervalle genau zu untersuchen, und zwar möglichst unabhängig von Fluktuationen bei der Ausführung.

liegt darin, ein Maß für die Güte der Zeitgebung zu finden, das die Abweichung von der rhythmischen Struktur beschreibt.

Für den Vergleich mit anderen Rechnungen muß allerdings beachtet werden, daß die relativen Abweichungen (3.4) kein absolutes Maß für die Genauigkeit darstellen: Bei verschiedenen realisierten Tempi bedeuten annähernd gleich große relative Abweichungen unter Umständen stark unterschiedliche Genauigkeiten. Dies muß später bei der Interpretation der Symbolmuster, die auf einer Kodierung bezüglich der relativen Abweichungen beruhen, beachtet werden.

Ein weiterer wichtiger Punkt ist, daß durch die Transformation auf relative Abweichungen die Kovarianz-Struktur der zu untersuchenden Zeitreihen stark verzerrt werden kann. Deshalb ist die Analyse von Kovarianzen der relativen Abweichungen nicht sinnvoll. Die Entfernung linearer Trends aus den Zeitreihen ist hingegen möglich, ohne daß die Kovarianz-Struktur stark verändert wird [Vorberg & Wing 1996].

Basierend auf den transformierten Zeitreihen der relativen Abweichungen läßt sich nun eine einfache 2-Symbol-Kodierung verwenden. Jedem Datenpunkt r_j^k bzw. l_i^k ordnen wir ein Symbol in der folgenden Weise zu,

$$s_n = \begin{cases} 0, & \text{falls } r_j^k \text{ bzw. } l_i^k < 0 \\ 1, & \text{sonst} \end{cases}, \quad (3.5)$$

wobei $n = 4(k-1) + j = 1, 2, 3, \dots, 48$ (rechte Hand) bzw. $n = 3(k-1) + i = 1, 2, 3, \dots, 36$ (linke Hand). Da in der Zuordnungsbedingung eine feste Schwelle (null) benutzt wird, handelt es sich um eine statische Symbolkodierung² in Bezug auf die relativen Abweichungen.

Jeder Versuchsdurchgang ergibt bei Anwendung der Symbolkodierung nun eine Symbolsequenz aus 48 Symbolen für die rechte Hand und 36 Symbolen für die linke Hand. Zur Visualisierung lassen sich schwarze Symbole für das Symbol '0' („zu kurz“) und weiße Symbole für das Symbol '1' („zu lang“) verwenden. Dies ist für den kompletten Datensatz einer Versuchsperson in Abb. 3.1(a) dargestellt.

Bei einer Zeitreihe, die zu einer präzisen Wiedergabe der vorgegebenen Rhythmusaufgabe gehört, sind kleine zufällige Schwankungen um den Vorgaberhythmus zu erwarten. Dies führt zu einer zufälligen Symbolsequenz. Jede Art von Ordnung in den Symbolmustern deutet auf eine systematische Verletzung der rhythmischen Struktur hin. Regelmäßigkeiten in den Symbolmustern lassen sich demnach als schlechte Performanz interpretieren und irreguläre Symbolsequenzen als gute Performanz. Wie für die Versuchsperson in Abb. 3.1(a) zu sehen ist, ist der Grad an Ordnung in den Symbolsequenzen für beide Hände verschieden und hängt deutlich vom Ausführungstempo ab.

Mit Hilfe der Symbolkodierung (3.5) wird der Übergang von korrekter zur inkorrektur Zeitgebung als ein Ordnungs-Unordnungs-Phasenübergang in den Symbolsequenzen beschrieben. Dieser Phasenübergang ist ein neuer Befund für die Untersuchung der Produktion von Rhythmen: Während der korrekten Ausführung der Anschlagfolge (sequencing) der Finger treten systematische Modulationen des Zeitgebungsschemas auf.

²Der Sachverhalt ist aber komplizierter für die Originalzeitreihe: Da die relativen Abweichungen jeweils Information aus einem gesamten Zyklus voraussetzen, ist die Symbolkodierung in Bezug auf die gemessenen Intervallzeiten R_i^k bzw. L_i^k nicht streng statisch. Die Bedingung, aufgrund der die Symbolzuordnung erfolgt, enthält über die Größen $t_{L,R}^k$ auch benachbarte Intervallzeiten, was bei einer statischen Kodierung nicht erlaubt ist.

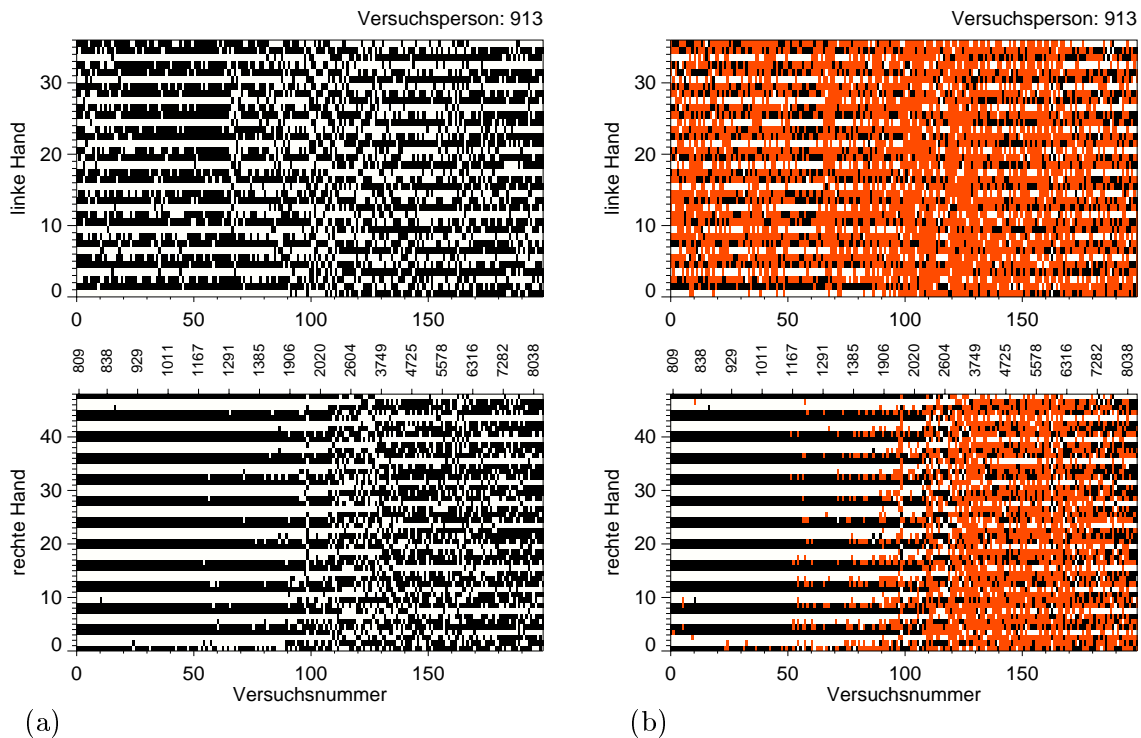


Abbildung 3.1: Symbolsequenzen aller Zeitreihen der Versuchsperson 913. Die Versuche sind, sortiert nach anwachsender realisierter Zyklusdauer, auf der Abzisse vertikal aufgetragen. Die realisierten Zyklusdauern $\langle t^k \rangle$ [ms] sind zwischen den beiden Symbolmustern für linke Hand (oben) und rechte Hand (unten) gegeben. Die Symbolsequenzen der einzelnen Zeitreihen erstrecken sich entlang der Ordinate. Die Zeit (Anschlagnummer) wächst nach oben, wobei 36 Symbole für die linke und 48 für die rechte Hand dargestellt sind. (a) Bei der 2-Symbol-Kodierung nach Gleichung (3.5) deutet jede Art von Regelmäßigkeit in den Mustern auf eine systematische Verletzung des vorgegebenen Rhythmusschemas hin. (b) Bei der 3-Symbol-Kodierung werden Intervalle, die mit höherer Genauigkeit als 5% produziert wurden, als graue Symbole wiedergegeben.

Die Interpretation der irregulären Symbolmuster als präzise Ausführung der Aufgabe scheint auf den ersten Blick etwas problematisch zu sein. Auch große, aber zufällige Schwankungen um die idealen Intervalldauern führen nach der Vorschrift (3.5) zu irregulären Symbolmustern. Die Hypothese, daß irreguläre Symbolsequenzen eine exaktere Performanz darstellen, wird nun mit einer zweiten Symbolkodierung überprüft.

3.1.3 3-Symbol-Kodierung: Unordnung und Genauigkeit

Durch Einführung eines dritten Symbols läßt sich eine Abwandlung der Symbolkodierung (3.5) erreichen, die ein Maß für die Genauigkeit der produzierten Intervalle enthält. Wählt man beispielsweise eine Schwelle von 5% betragsmäßiger relativer Abweichung als Kriteri-

um für präzise Erfüllung der Aufgabe, dann kann die folgende Symbolkodierung definiert werden:

$$s'_n = \begin{cases} 0, & \text{falls } r_j^k \text{ bzw. } l_i^k < -0.05 \\ 1, & \text{falls } r_j^k \text{ bzw. } l_i^k > 0.05 \\ 2, & \text{falls } |r_j^k| \text{ bzw. } |l_i^k| \leq 0.05 \end{cases}, \quad (3.6)$$

wobei wiederum $n = 4(k - 1) + j = 1, 2, 3, \dots, 48$ (rechte Hand) bzw. $n = 3(k - 1) + i = 1, 2, 3, \dots, 36$ (linke Hand). Diese Form der Symbolkodierung ist in Abb. 3.1(b) für den gleichen Datensatz dargestellt. Dabei wurde das Symbol '2' grau wiedergegeben.

Durch Vergleich der beiden Symbolkodierungen in Abb. 3.1(a) und (b) läßt sich erkennen, daß der Phasenübergang von nahezu periodischen Symbolsequenzen zu irregulären Mustern in der rechten Hand bei einer realisierten Zyklusdauer $\langle t^k \rangle$ von etwa 2 s mit einem sehr deutlichen Anstieg in der Genauigkeit einhergeht. Dies zeigt sich in einer erhöhten Anzahl von grauen Symbolen ($s'_n = 2$), die eine Abweichung in der Intervallzeit von weniger als 5% anzeigen. Der Zusammenhang zwischen irregulären Symbolsequenzen und hoher Genauigkeit ist dabei sehr stark. Dies kann man daran sehen, daß im nahezu periodischen Bereich der Symbolmuster ($\langle t^k \rangle$ kleiner als ca. 2 s) gerade solche Intervalle bei der 3-Symbol-Kodierung ein graues Symbol erhalten, die Abweichungen von der strengen Periodizität darstellen.

Damit ist der Zusammenhang zwischen Ordnungsgrad der Symbolsequenzen und Genauigkeit bei der zeitlichen Steuerung für die Zuordnungsvorschrift (3.5) bestätigt. Als Visualisierungstechnik ist die Verwendung der 3-Symbolkodierung vorteilhaft, weil sie Information über die Genauigkeit der produzierten Intervalle enthält. Dabei ist zu beachten, daß sich der Begriff der Genauigkeit hier auf die relativen Abweichungen (3.4) bezieht. Auch die Darstellung mit drei Symbolen stellt somit ein Maß für die Einhaltung der rhythmischen Struktur dar. Möchte man die absolute Einhaltung der Intervallzeiten überprüfen, dann müssen noch weitere Parameter hinzugezogen werden. Diese könnten z.B. die Abweichung $\Delta t = \langle t^k \rangle - T$ des realisierten mittleren Tempos $\langle t^k \rangle$ von der vorgegebenen Zyklusdauer T und die Varianz $\text{var}(t^k)$ der realisierten Zyklusdauer sein.

Der Vorteil der Kodierung mit zwei Symbolen (3.5) liegt darin, daß ein Phasenübergang von Unordnung zu Ordnung besonders einfach mit Hilfe der Shannon-Entropie quantitativ beschrieben werden kann (Abschnitt 3.2). Bevor dieses Verfahren diskutiert wird, werden aber noch wichtige Eigenschaften der gefundenen Symbolmuster vorgestellt, die für die Interpretation der Daten und insbesondere für ihre Modellierung von Bedeutung sind.

3.1.4 Die Rolle des Kontrollparameters

In der Regel lassen sich bei physikalischen Systemen vom Experimentator Parameterwerte vorgeben, für die der Versuch durchgeführt wird. Diese Parameter werden als *externe Kontrollparameter* bezeichnet. Die vorgegebenen Parameterwerte werden — mit einer vorher festzulegenden Genauigkeit — auch experimentell realisiert, z.B. die Temperatur eines Festkörpers oder der Druck eines Gases.

Typische Experimente in der Psychologie oder der Physiologie weisen zwar ebenfalls extern manipulierbare Parameter auf, deren Kontrolle ist aber meistens deutlich schwieriger als bei physikalischen Systemen. Im hier untersuchten Experiment zur Produktion von Rhythmen wird das Tempo experimentell variiert. Dies wird in der Synchronisationsphase

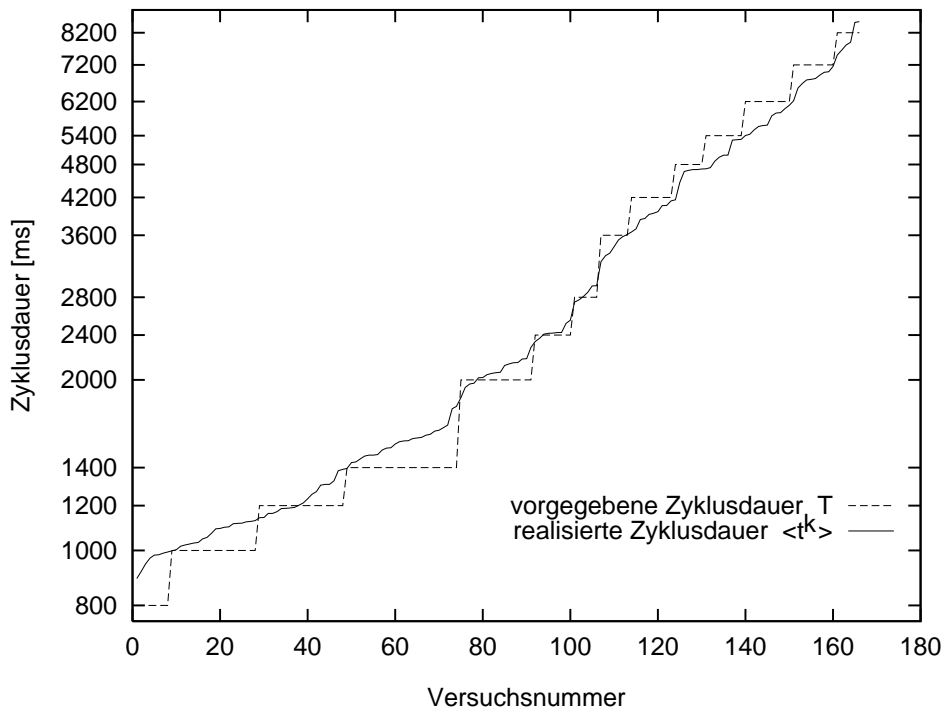


Abbildung 3.2: Vergleich von realisierten und vorgegebenen Zyklusdauern für Versuchsperson 713. Die Aufgabenstellung beinhaltet 14 feste Werte (gestrichelte Linie). Die realisierten Zyklusdauern variieren nahezu kontinuierlich über den Tempobereich. Deutlich zu erkennen ist die Tendenz der Versuchsperson, bei kleinen Zyklusdauern, d.h. hohem Tempo, den Rhythmus zu langsam auszuführen und bei großen Zyklusdauern zu schnell.

erreicht (Abschnitt 2.1). In der Kontinuationsphase treten aber erhebliche Abweichungen vom extern vorgegebenen Tempo auf. Gibt man beispielweise in 10 Versuchsdurchgängen eine Zyklusdauer von $T = 2$ s vor, dann werden die realisierten Zyklusdauern um diesen Wert streuen. Obwohl die Zyklusdauer T in diskreten Schritten variiert wurde, ist der realisierte Wert $\langle t^k \rangle$ für viele Versuchspersonen nahezu kontinuierlich verteilt (Abb. 3.2). Dabei spielt Übung eine wichtige Rolle: Bei den letzten der 10 Versuche wird das vorgegebene Tempo in der Regel präziser eingehalten als bei den ersten.

Wegen der Abweichung zwischen realisiertem und vorgegebenem Tempo tritt nun die Frage nach dem Kontrollparameter auf: Ist es sinnvoller, den Vorgabewert oder den tatsächlich ausgeführten Wert für die Zyklusdauer als Kontrollparameter anzusehen? Dieses Problem läßt sich mit Hilfe der Symbolmuster klären. In Abbildung 3.3(a) sind die Versuche — wie in Abb. 3.1 für eine andere Versuchsperson — bezüglich der realisierten Zyklusdauern sortiert. Bemerkenswert ist die „Stabilität“ der Symbolmuster, wenn man bedenkt, daß die einzelnen Versuche bezogen auf das Vorgabetempo in zufälliger Reihenfolge während verschiedener Sitzungen über einige Tage verteilt aufgezeichnet wurden. Sortiert man die einzelnen Versuche zunächst nach Vorgabetempo und dann chronologisch, so erhält man bezüglich der Symbolmuster weniger gut unterscheidbare Tempobereiche. Dies ist in Abb. 3.3(b) deutlich zu erkennen an den Versuchen mit den Nummern 60 bis 65. Es zeigt,

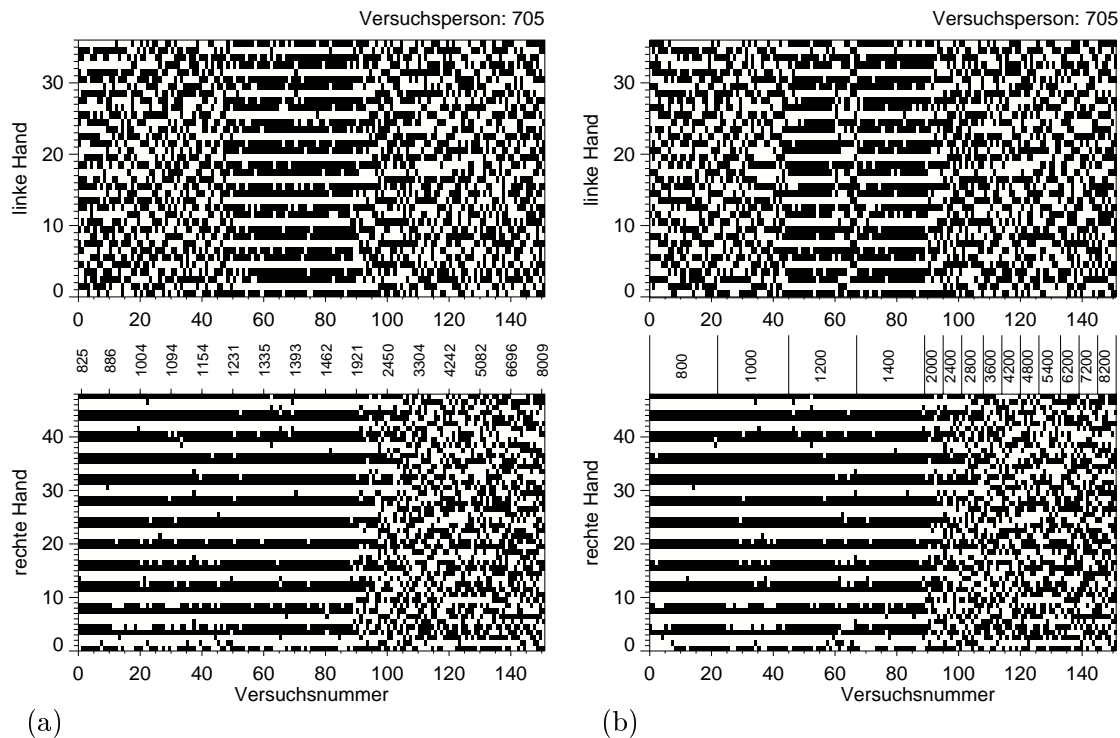


Abbildung 3.3: Symbolsequenzen aller Zeitreihen der Versuchsperson 705. (a) Werden alle Versuche nach der *realisierten* Zyklusdauer sortiert angeordnet, dann erhält man eine klare Trennung von irregulären und regelmäßigen Bereichen in den Symbolmustern. (b) Diese Trennung ist weniger deutlich, wenn die Versuche nach *vorgegebenen* Zyklusdauern und unter diesen chronologisch sortiert werden. In den Daten der linken Hand zeigt sich ein „irregulärer“ Streifen inmitten der nahezu periodischen Symbolmuster. Diese Beobachtung legt nahe, das realisierte Tempo als Kontrollparameter für die Untersuchung der zugrundeliegenden Dynamik zu verwenden.

daß der Grad an Regelmäßigkeit in den Symbolsequenzen offenbar weniger von der vorgegebenen Zyklusdauer T als von der realisierten Zyklusdauer $\langle t^k \rangle$ abhängt. Zusammen mit der beobachteten Stabilität der Muster läßt sich feststellen, daß die realisierte Zyklusdauer offenbar der entscheidende Parameter ist, der die Struktur der Symbolsequenzen bestimmt und somit als Kontrollparameter aufzufassen ist. Eine Bereinigung der Daten auf den Einfluß von Übungseffekten ist daher nicht notwendig.

Nach diesen methodischen Überlegungen werden im folgenden weitere Beispieldatensätze zur Symbolkodierung diskutiert; damit ist das Instrumentarium der symbolischen Dynamik aber noch nicht erschöpft. Weitere symbolische Transformationen und ihre Interpretation werden in Abschnitt 3.3 vorgestellt.

3.1.5 Diskussion weiterer Beispieldaten

Das Auftreten geordneter Symbolsequenzen deutet auf eine systematische Verletzung der Rhythmusaufgabe durch die entsprechende Versuchsperson hin. Phasenübergänge treten typischerweise im Bereich hoher Ausführungsgeschwindigkeiten bzw. kleiner Zyklusdauern

ern auf. Dabei handelt es sich aber nicht um „einfache“ biomechanische Effekte. Unter der Annahme, daß die bei hohem Tempo zu produzierenden Intervallzeiten so kurz werden, daß die aus biomechanischen Gründen maximalen Geschwindigkeiten für Fingerbewegungen der jeweiligen Versuchsperson erreicht werden, sollten sich ebenfalls qualitative Änderungen der Dynamik ergeben, die sich in den Symbolmustern auswirken. Tatsächlich beobachtet man aber zum einen auch Phasenübergänge im mittleren Tempobereich (Zyklusdauer ca. 2 s) und zum anderen finden bei weiterer Temposteigerung — entgegen dieser Erklärung — wiederum Phasenübergänge zu irregulären Symbolmustern statt. Dies zeigt sich z.B. in Abb. 3.4. In (a) existiert bei mittlerem Tempo (etwa Versuchsnummern 55 bis 100, $\langle t^k \rangle \approx 2\text{s}$) in der rechten Hand ein Bereich regelmäßiger Symbolsequenzen, der zu höherem Tempo hin wieder verschwindet. Noch deutlich ist dies in (b) zu sehen (Versuchsnummern 70 bis 100).

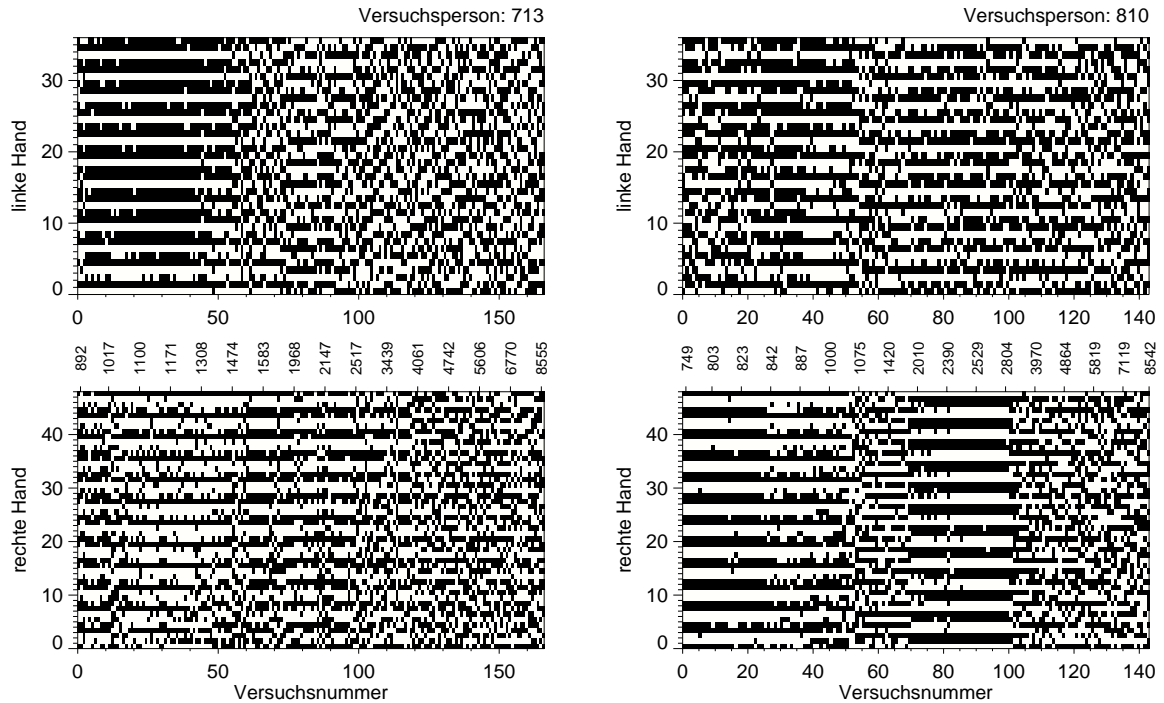
Die Tatsache, daß Phasenübergänge auch bei mittleren Zyklusdauern beobachtet werden können, deutet darauf hin, daß es sich um Effekte auf der Kontrollebene der Bewegungssteuerung handelt. Da biomechanische Randbedingungen bei mittleren Ausführungsgeschwindigkeiten keine Rolle spielen können, muß es sich bei den Phasenübergängen um ein Problem der Koordination handeln. Die Zeitgebung der beiden Handbewegungen ist offenbar so kompliziert, daß nichtlineare Effekte bei der Bewegungskontrolle wichtig werden und sich in Form von Phasenübergängen auswirken.

In Abbildung 3.4(a) ist im wesentlichen ein Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergang in der linken Hand bei Erhöhung der Vorgabegeschwindigkeit zu sehen. Diese Art von Übergängen findet sich bei verschiedenen Versuchspersonen in der linken, der rechten oder auch in beiden Händen. Da alle an der Studie beteiligten Versuchspersonen rechtshändig waren, gibt es keinen offensichtlichen Zusammenhang zur Händigkeit.

Komplexe Symbolmuster wie in Abb. 3.4(b) zeigen mehrfache Übergänge von ungeordneten zu geordneten Symbolsequenzen sowie Übergänge zu bzw. zwischen verschiedenen periodischen Symbolmustern. Auch hier ist wieder die Stabilität der Muster bemerkenswert: Die Versuche mit den Nummern 1 bis 25 sowie 70 bis 100 weisen in der rechten Hand der Versuchsperson 810 zwar die gleiche Periodizität auf, aber sie sind genau komplementär, d.h. für hohes Tempo beobachtet man ‘0110’ und für die langsameren Versuche ‘1001’. Dieses Beispiel motiviert die Strategie, mit geeigneten symbolischen Kodierungen die Koordination der Hände zu untersuchen, um komplexe Symbolmuster besser interpretieren zu können (Abschnitt 3.3). Abschließend betrachten wir noch das Symbolmuster von Versuchsperson 815 (Abb. 3.4(c)) als ein Beispiel für sehr gute Ausführung der Aufgabe. Hier lassen sich mit dem Auge nur schwer Abweichungen von einem rein zufälligen Muster entdecken.

Einen Überblick über die bei allen an der Studie beteiligten Versuchspersonen auftretenden periodischen Symbolmuster gibt Tabelle 3.1. Die Analyse erfolgt getrennt für die drei Expertise–Gruppen in drei verschiedenen Tempobereichen (I: $T < 1.7\text{ s}$, II: $1.7\text{ s} < T < 4\text{ s}$, III: $T > 4\text{ s}$). Dabei werden die einzelnen Zeitreihen taktweise ausgewertet. Für die rechte Hand ergeben sich Symbolmuster der Länge 4, für die linke Hand entsprechend der Länge 3. Diese Auswertung von „Wörtern“ wird in Abschnitt 3.2.1 mit Hilfe der Shannon–Entropie durchgeführt.

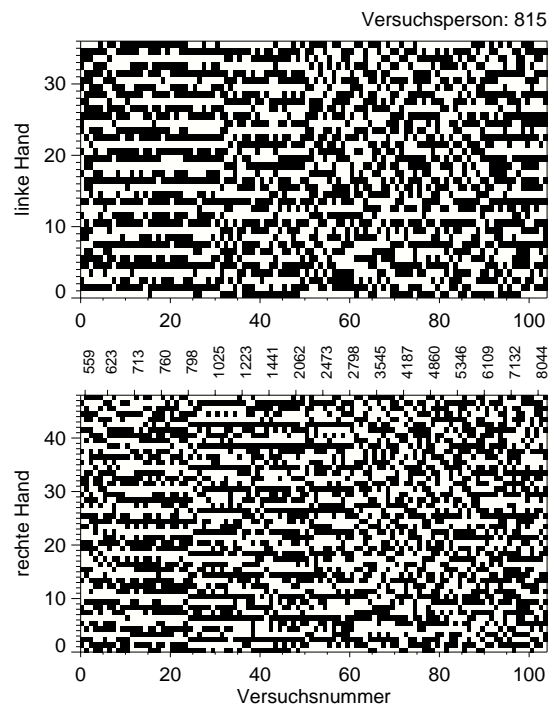
Um eine möglichst stabile Statistik der vorkommenden periodischen Muster zu erhalten, werden zwei Kriterien verwendet, um zu entscheiden, ob näherungsweise ein periodisches



(a)

(b)

Abbildung 3.4: Symbolmuster von drei Versuchspersonen bei der 2-Symbol-Kodierung. (a) Ein qualitativer Übergang ist in der linken Hand der Versuchsperson 713 gut zu erkennen. Ein genauer Blick auf das Muster der rechten Hand zeigt aber auch hier, weniger deutlich ausgeprägt, geordnete Symbolsequenzen, und zwar im mittleren Geschwindigkeitsbereich (Versuchsnummern 55 bis 100). (b) Die Versuchsperson 810 zeigt ein komplexes Symbolmuster. Die Symbolsequenzen der rechten Hand bei den Versuchsdurchgängen 1 bis 25 ('0110') sowie 70 bis 100 ('1001') weisen zwar gleiche Periodizität auf, sind aber komplementär zueinander. Im Übergangsbereich (Versuchsdurchgänge 55 bis 70) findet man zudem eine andere Periodizität ('0101'). Auch in der linken Hand gibt es außerdem Abweichungen von einem rein zufälligen Muster. Solche komplexen Muster können mit Hilfe detaillierterer Symbolkodierungen interpretiert werden (vgl. Abschnitt 3.3). (c) Das Muster von Versuchsperson 815 zeigt nahezu keine periodischen Strukturen.



(c)

Tabelle 3.1: Häufigkeit der auftretenden periodischen Symbolmuster in den einzelnen Versuchspersonengruppen.

Experten			Junge Amateure			Alte Amateure		
R	L	Anzahl	R	L	Anzahl	R	L	Anzahl
—	100	15	—	010	15	—	010	15
—	101	15	0110	—	14	—	101	15
1001	—	15	—	110	13	—	001	14
—	001	11	—	101	12	0110	—	14
0110	—	10	—	100	10	—	100	11
0110	001	5	—	001	6	1000	—	11
—	110	2	0110	010	4	—	110	9
0110	010	1	0110	001	3	0110	001	9
0110	101	1	0110	011	2	0110	010	6
1001	100	1	0011	001	1	0110	101	5
1001	101	1	0011	011	1	1000	100	4
		<u>77</u>			<u>81</u>	1010	110	2
						0101	001	1
						0110	110	1
						0111	001	1
						1000	110	1
						1001	101	1
						1100	101	1
						1110	110	1
								<u>122</u>

Muster vorliegt:

- (i) Die relative Häufigkeit eines Wortes muß größer oder gleich 75% sein, d.h. in 9 von 12 Zyklen muß das betrachtete Wort auftreten.
- (ii) Pro Versuchsperson muß das Kriterium (i) mindestens für 4 Versuchsdurchgänge pro Tempobereich erfüllt sein.

Sind beide Kriterien³ gegeben, dann handelt es sich näherungsweise um periodische Symbolmuster, die in der Visualisierung mit dem Auge sehr deutlich zu erkennen sind. Ein Blick auf Tabelle 3.1 zeigt, daß in den Daten der Expertengruppe erwartungsgemäß am seltensten periodische Muster auftreten. Die absolute Zahl annähernd periodischer Bereiche in den Symbolmustern ist mit 77 allerdings kaum geringer als in der Gruppe der jungen Amateure. In den Zeitreihen der Gruppe der alten Amateure existieren mit 122

³Aufgrund der vergleichsweise kurzen Zeitreihen treten wegen der kleinen Stichproben teilweise große Abweichungen von einer Gleichverteilung auf. Daher wird hier die Kombination zwei Bedingungen verwendet, um klare Aussagen über periodische Symbolmuster zu gewinnen.

dagegen deutlich mehr Muster, die gemäß der Kriterien (i) und (ii) als periodisch eingestuft werden. Ein Grund dafür ist, daß die Versuchspersonen dieser Gruppe häufig auch im langsamen Tempobereich III periodische Muster erzeugt haben.

Die Interpretation der Tabelle 3.1 ergibt außerdem, daß nur geringe Unterschiede in den auftretenden periodischen Mustern zwischen den drei Gruppen von Versuchspersonen bestehen. Eine direkte Klassifizierung von Versuchspersonen mit Hilfe der auftretenden Symbolmuster ist deshalb nicht möglich (vgl. Abschnitt 3.3). Die periodischen Symbolsequenzen spielen aber eine wichtige Rolle bei der Modellierung der Daten (Abschnitt 4.2). Aus ihrer Struktur ergeben sich Randbedingungen an die Mechanismen der Fehlerkorrektur in dynamischen Modellen.

3.1.6 Andere Symbolkodierungen

Die 2-Symbol-Kodierung (3.5) wurde als statische Kodierung eingeführt, da in der Zuordnungsbedingung eine absolute Schwelle benutzt wird. Im Falle einer dynamischen Transformation geht aber auch z.B. ein benachbarter Wert der Zeitreihe in die Zuordnungsvorschrift mit ein. Allgemein hängt ein Symbol, das einem Datenpunkt zugeordnet wird, bei der dynamischen Kodierung von einer lokalen Umgebung dieses Datenpunktes ab. Die vorliegenden Beobachtungsreihen von Intervalldauern seien hier mit L_1, L_2, \dots, L_{36} für die linke Hand und mit R_1, R_2, \dots, R_{48} für die rechte Hand bezeichnet. Eine dynamische Symbolkodierung läßt sich mit dieser Notation als

$$s_n'' = \begin{cases} 0, & \text{falls } L_n < L_{n+1} \text{ bzw. } R_n < R_{n+1} \\ 1, & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.7)$$

definieren, wobei der Index n für die linke Hand von 1 bis 35 und für die rechte Hand von 1 bis 47 läuft. In Abbildung 3.5(a) ist diese dynamische Symbolkodierung für Versuchsperson 705 dargestellt (vgl. Abb. 3.1(a) mit der statischen 2-Symbol-Kodierung). Auch mit der dynamischen Kodierung sind die qualitativen Übergänge in der Dynamik deutlich zu erkennen. Weil es sich bei statischer und dynamischer Symbolkodierung um zwei unterschiedliche Zugänge handelt, wird durch die Übereinstimmung der Ergebnisse die Zuverlässigkeit der Methode der symbolischen Dynamik bestätigt. Für die Anwendung auf die hier untersuchten Rhythmusdaten erweist sich die statische Kodierung als überlegen, d.h. die Ordnungs-Unordnungs-Phasenübergänge sind deutlicher bei der statischen Kodierung ausgeprägt. Im Gegensatz dazu ist bei der Analyse von kardiorespiratorischen Daten (Abschnitt 3.5) eine dynamische Symbolkodierung der statischen überlegen. Welche Form der Symbolkodierung besser für eine konkrete Anwendung geeignet ist, muß jeweils im Einzelfall geprüft werden.

Die Transformation in Symbole läßt sich als Visualisierungstechnik auch einsetzen, um den instationären Charakter der Zeitreihen sichtbar zu machen. Dazu wendet man die 2-Symbol-Kodierung (3.5) in der folgenden abgewandelten Form an: Zunächst wird für jede Zeitreihe die mittlere realisierte Taktlänge oder Zyklusdauer $\langle t^k \rangle$ berechnet. Dann transformiert man auf relative Abweichungen von $\langle t^k \rangle$. Jetzt hat man durch Anwendung der 2-Symbol-Kodierung eine statische Transformation. In der zugehörigen Abbildung 3.5(b) werden damit Trends in der Zyklusdauer sichtbar.

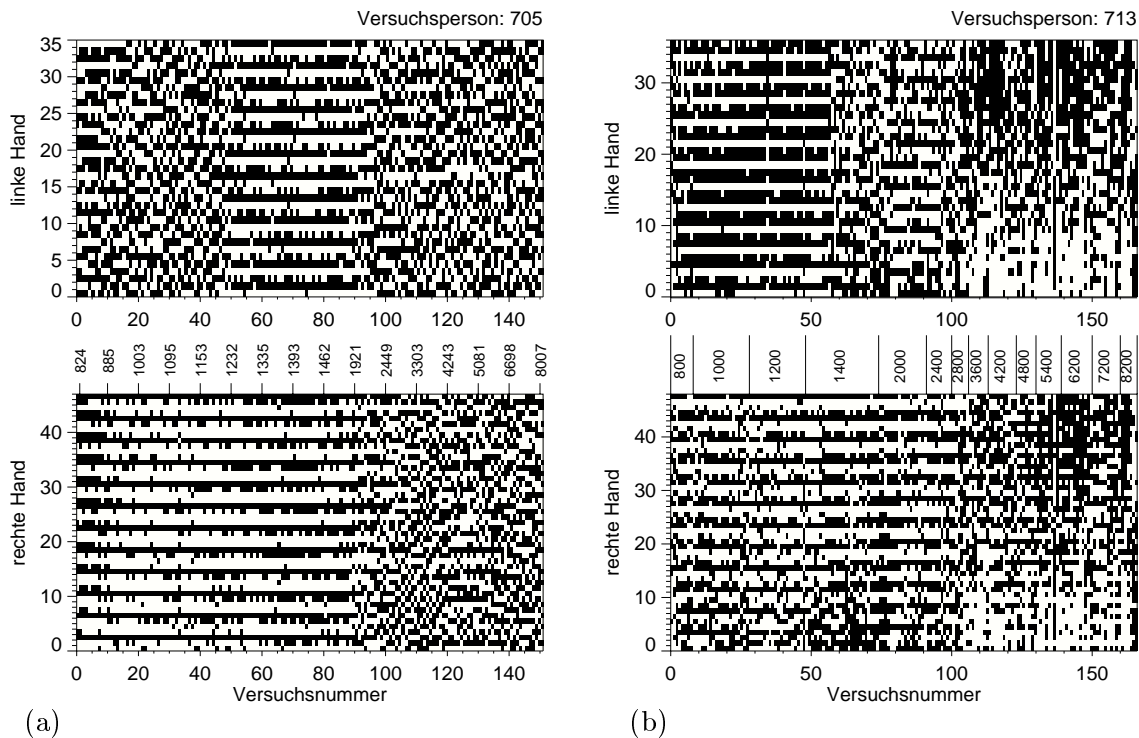


Abbildung 3.5: Symbolmuster für andere Symbolkodierungen. (a) Bei Versuchsperson 705 (vgl. Abb. 3.3) wurde hier eine dynamische Symbolkodierung angewandt, bei der ein Symbol durch Vergleich jeweils zweier benachbarter Intervalldauern zugeordnet wird. (b) Bei Versuchsperson 713 wird im Unterschied zu Abb. 3.4(a) die Abweichung von der mittleren Zyklusdauer (im Unterschied zur instantanen) durch Symbole kodiert. Weiße Bereiche zeigen an, daß die Versuchsperson langsamer war als dem mittleren Tempo entsprechend, schwarze Bereiche deuten auf schnellere Ausführung als im Mittel hin.

3.2 Komplexitätsmaße

Die Methode der symbolischen Dynamik wurde im vorhergehenden Abschnitt als Visualisierungstechnik verwendet. Die dabei gefundenen qualitativen Übergänge stellen ein neues Resultat dar und zeigen damit den Wert dieses Zugangs. Mit Hilfe eines Entropiemaßes werden in diesem Abschnitt die Symbolsequenzen quantitativ ausgewertet [Ebeling & Nicolis 1991, Wackerbauer et al. 1994, Schürmann & Grassberger 1996]. Durch eine Statistik von Wörtern lassen sich die Symbolsequenzen in Form einer Häufigkeitsverteilung beschreiben. Verschiedene Häufigkeitsverteilungen werden dann mit der Shannon-Entropie unterschieden. Dabei entspricht eine Gleichverteilung der Wörter in der Symbolsequenz einer maximalen Entropie (maximale Unordnung). Abgeschlossen wird dieser Abschnitt mit einigen Anmerkungen zu weiteren Komplexitätsmaßen.

3.2.1 Statistik von Wörtern

Entsprechend den gemessenen Zeitreihen (Gl. (2.1), S. 11) bestehen die Symbolsequenzen aus 36 (linke Hand) bzw. 48 (rechte Hand) Symbolen. Für viele Versuchspersonen weisen die Symbolsequenzen, insbesondere bei hohem Ausführungstempo, eine deutliche Periodizität auf. Als Beispiel für perfekte Periodizität läßt sich die Symbolsequenz der rechten Hand zum Versuchsdurchgang Nr. 2 von Versuchsperson 705 (Abb. 3.3(a)) angeben,

Symbolsequenz: | 0 1 1 0 | 0 1 1 0 | 0 1 1 0 | 0 1 1 0 | 0 1 1 0 | 0 1 1 0 | 0 1 1 0 | ... ,

Visualisierung: 

Die vertikalen Striche markieren die Takt- oder Zyklusgrenzen. Alle periodischen Symbolsequenzen, die aus den experimentellen Daten der gesamten Studie gewonnen wurden, können durch periodisches Aneinanderfügen von Teilsequenzen oder „Wörtern“ konstruiert werden, deren Länge maximal gerade einem Zyklus entspricht. Daher werden im folgenden alle Symbolsequenzen in Wörter der Länge 3 (linke Hand) bzw. 4 (rechte Hand) zerlegt. Die abgebildete Symbolsequenz für die rechte Hand besteht nur aus dem (wiederholten) Wort ‘0110’.

Die Anzahl der möglichen Wörter ist bei der Wortlänge 3 für die linke Hand $2^3 = 8$ und bei der Wortlänge 4 für die rechte Hand $2^4 = 16$, da jedes Intervall bei der 2-Symbol-Kodierung zu kurz oder zu lang ausgeführt werden kann. Jedem Wort kann auf einfache Weise ein Index zugeordnet werden, der dem um 1 erhöhten Wert der entsprechenden Binärzahl entsprechen soll. Aufgrund der Transformation auf relative Abweichungen (3.4) sind aber Wörter ausgeschlossen, die nur aus ‘0’ oder ‘1’ bestehen. Dies läßt sich aus der Normierung auf die instantane Zyklusdauer $t_{R,L}^k$ ersehen,

$$\sum_{i=1}^3 l_i^k = \sum_{j=1}^4 r_j^k = 0, \quad k = 1, 2, \dots, 12. \quad (3.8)$$

Weil damit jeweils zwei Wörter nicht auftreten können, ergeben sich für die linke Hand $N_w^L = 2^3 - 2 = 6$ und für die rechte Hand $N_w^R = 2^4 - 2 = 14$ mögliche Wörter.⁴ Die relative Häufigkeit $p_i = N_i/N_w$ des Wortes mit Index i kann aus jeder Zeitreihe von 12 Zyklen berechnet werden. Diese Werte ergeben eine Schätzung für die Wahrscheinlichkeitsdichte $p : p_1, p_2, \dots, p_{N_w}$. Sie hängt von der realisierten Zyklusdauer $t \equiv \langle t^k \rangle$ ab, d.h. $p = p(t)$ ist eine Funktion von t . Der Vergleich eines Symbolmusters mit der Wahrscheinlichkeitsdichte der Wörter ist in Abb. 3.6 dargestellt. Die Auswertung der Symbolsequenzen kann nun mit Hilfe der Wahrscheinlichkeitsdichte p über die Wörter geschehen. Dies wird im folgenden behandelt.

Betrachtet man in einer Sequenz aus λ verschiedenen Symbolen Wörter der Länge n , dann ist die Anzahl der möglichen Wörter $N_w = \lambda^n$. Das exponentielle Anwachsen der Zahl der möglichen Wörter mit der Wortlänge hat in der Praxis eine starke Beschränkung der Analysierbarkeit von Symbolsequenzen endlicher Länge zur Folge. Ein äußerst wichtiger Fra-

⁴Die oberen Indizes R und L werden der Übersichtlichkeit wegen im folgenden fortgelassen. Aus dem Kontext ist jeweils ersichtlich, ob gerade die Daten der linken oder rechten Hand betrachtet werden. Dies betrifft ebenso die Wahrscheinlichkeitsdichten p^L und p^R .

genkomplex ergibt sich deshalb über die Verlässlichkeit der Schätzungen von Worthäufigkeiten und darauf basierenden Größen. Diese zum Teil schwierigen Probleme werden hier nicht behandelt (Literaturhinweise: [Grassberger 1990, Schmitt et al. 1993, Herzel et al. 1994, Ebeling et al. 1995, Pöschel et al. 1995]).

3.2.2 Shannon–Entropie

Die quantitative Unterscheidung von verschiedenen Wahrscheinlichkeitsdichten ist mit Hilfe von Informationsmaßen möglich [Beck & Schlögl 1993]. Ein bekanntes Maß ist die Shannon–Entropie [Shannon & Weaver 1948] wegen ihrer wichtigen Rolle in der Informationstheorie und in der statistischen Physik [Jaynes 1957, 1962, Schlögl 1989]. Dabei wird der Wahrscheinlichkeitsdichte p eine Zahl zugeordnet,

$$S(p) = c \sum_{i=1}^{N_w} p_i \log p_i, \quad (3.9)$$

wobei im folgenden die Normierung $c = -1/\log N_w$ benutzt wird. Dadurch wird der Wertebereich von $S(p)$ eingeschränkt zwischen 0 und 1. Der Wert 0 entspricht einer δ -förmigen Verteilung $p^\delta : p_i = \delta_{ij}$ (Kronecker- δ), d.h. die gesamte Wahrscheinlichkeit ist auf ein bestimmtes Wort mit Index j konzentriert. Dieser Fall gehört zu einer vollständig periodischen Symbolsequenz. Der maximale Wert $S(p^e) = 1$ der Shannon–Entropie entspricht einer Gleichverteilung $p^e : p_i = 1/N_w$, was maximaler Unordnung in den Symbolsequenzen entspricht.

Da die Wahrscheinlichkeitsdichte $p(t)$ von der realisierten Zyklusdauer $t \equiv \langle t^k \rangle$ abhängt, ist auch die Entropie $S(p(t))$ implizit von t abhängig. In Abbildung 3.7(a) ist die Shannon–Entropie der Wahrscheinlichkeitsdichte von Abb. 3.6(b) dargestellt. Der qualitative Übergang bei einer Zyklusdauer von etwa 2 s ist dabei klar zu erkennen. Ein ähnliches Ergebnis findet man, indem die in Bezug auf die vorgegebenen Zyklusdauern benachbarten Wahrscheinlichkeitsdichten direkt verglichen werden. Dies ist in Abb. 3.7(b) dargestellt.

Die Auswertung eines Symbolmusters mit Hilfe der Shannon–Entropie wird in Abb. 3.8 anhand eines Beispiels gezeigt. Die zugrundeliegenden Zeitreihen sind sehr kurz. Um einen qualitativen Eindruck von der Zuverlässigkeit der Ergebnisse zu erhalten, werden die Entropien von simulierten, gleichverteilten Zufallssequenzen den entsprechenden experimentellen Werten gegenübergestellt. Dabei zeigt sich eine deutliche Trennung der beiden Kurven im Bereich der Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergänge. Die Shannon–Entropie (3.9) erweist sich damit als geeignetes Maß zur Beschreibung der qualitativen Übergänge.

Eine Analyse der relativen Phasen [Kelso et al. 1979, Kelso & deGuzman 1988] ist ebenfalls geeignet, die qualitativen Übergänge in der Koordinationsdynamik aufzudecken. Im Vergleich zeigt sich aber, daß die auf der 2–Symbol–Kodierung beruhende Shannon–Entropie eine bessere Trennung der verschiedenen dynamischen Regime, die durch Variation des Tempos entstehen, gestattet (Fig. 3 auf S. 5826 in [Engbert et al. 1997c]).

Zur quantitativen Beschreibung der beobachteten Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergänge eignen sich neben der Shannon–Entropie weitere Maße für Zufälligkeit. Zu nennen sind hier die *Renyi–Entropien* und die *algorithmische Komplexität*. Die Erfahrung in der Anwendung zeigt allerdings, daß die algorithmische Komplexität oft sehr ähnliche Ergebnisse wie die Shannon–Entropie liefert [Schwarz 1995]. Es erscheint ferner vielversprechend,

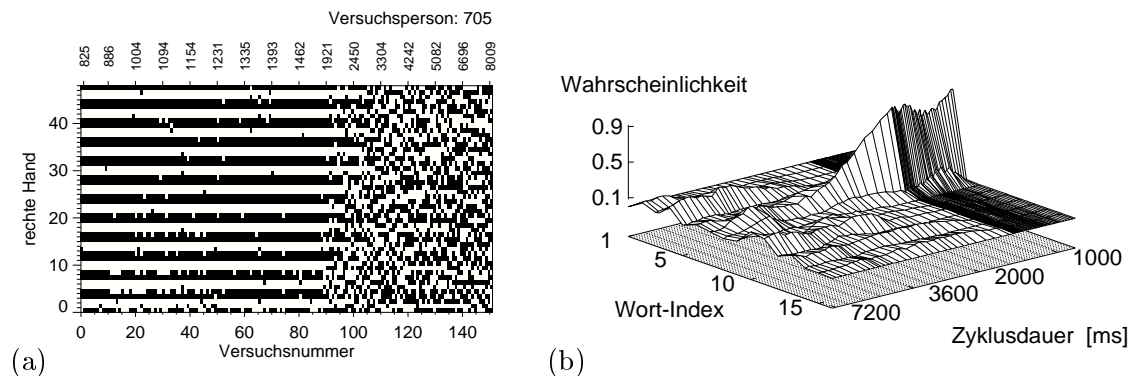


Abbildung 3.6: Symbolmuster und die zugehörige Wortstatistik. (a) Das Symbolmuster aller Zeitreihen der rechten Hand der Versuchsperson 705 zeigt einen deutlichen Phasenübergang. (b) In der Häufigkeitsverteilung $p(t)$ der Wörter ergibt das dominierende Wort '0110' für Zyklusdauern $t \equiv \langle t^k \rangle$ von weniger als 2 s ein deutliches Maximum. Wegen der statistischen Schwankungen aufgrund der nur aus 12 Wörtern bestehenden Zeitreihen wurde die Wortverteilung mit einem gleitenden Mittel über 10 Versuche geglättet.

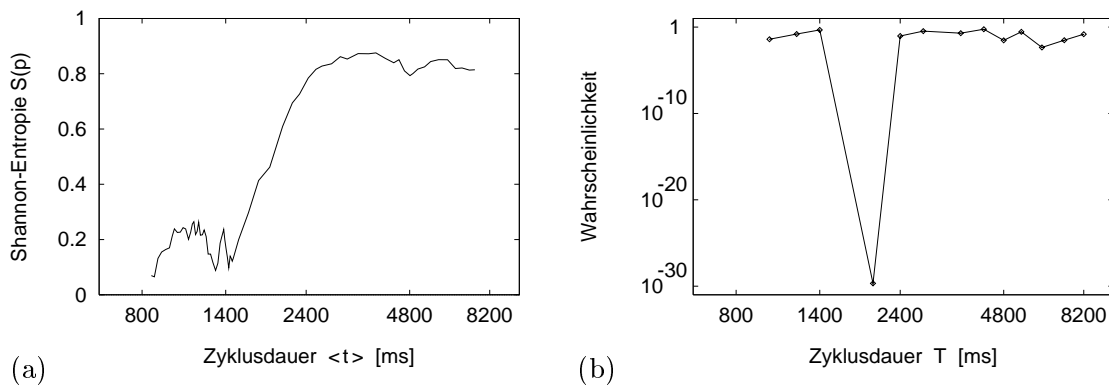


Abbildung 3.7: Quantitative Beschreibung des im Symbolmuster und der Wortstatistik (Abb. 3.6) sichtbaren Phasentübergangs. (a) Trägt man die Shannon-Entropie $S(p(t))$ der Wahrscheinlichkeiten der Wörter gegen die realisierte Zyklusdauer auf, dann gibt dies den qualitativen Übergang deutlich wieder. Die Abzisse logarithmisch skaliert. Geringe Entropie gehört zu einem hohen Maß an Ordnung in der Symbolsequenzen und hohe Entropie zu irregulären Mustern, was im Extremfall einer Gleichverteilung der Wahrscheinlichkeiten nahe kommt. (b) Der Übergang läßt sich auch durch direkten Vergleich der Wahrscheinlichkeitsdichten $p(T)$ erkennen. Aufgetragen sind hier die Wahrscheinlichkeiten des χ^2 -Tests zu benachbarten Vorgabezyklusdauern T . Der Phasenübergang bei einer Zyklusdauer von ca. 2 s ist durch die geringe Wahrscheinlichkeit von 10^{-30} für Übereinstimmung der Wahrscheinlichkeitsdichten $p(T)$ zu den Vorgabetempi $T = 1400$ ms und $T = 2000$ ms zu erkennen.

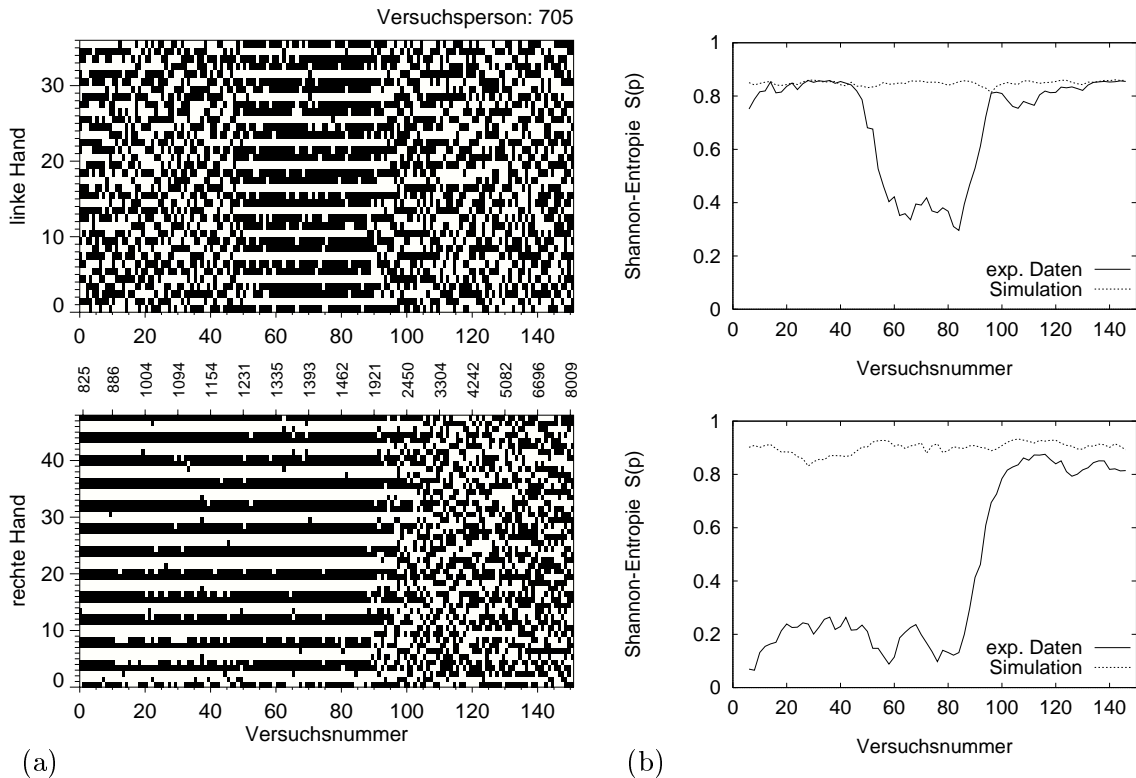


Abbildung 3.8: Die Shannon–Entropie als Maß für Zufälligkeit in Symbolmustern. (a) Symbolmuster der Versuchsperson 705. (b) Auswertung mit Hilfe der Shannon–Entropie der Wortverteilungen. Der einfache Phasenübergang in den Daten der rechten Hand (unten) und beide Übergänge in der linken Hand (oben) werden deutlich wiedergegeben. Die gestrichelten Linien geben einen qualitativen Eindruck von der Zuverlässigkeit der Ergebnisse. Sie wurden aufgrund der Auswertung von Zufallssequenzen gleicher Länge berechnet.

die Symbolsequenzen zu längeren Versuchen (ca. 30 bis 50 Zyklen) durch Vergleich von Rechnungen mit verschiedenen Komplexitätsmaßen [Wackerbauer et al. 1994] auszuwerten. Beispiele sind die *Effektive Maßkomplexität* [Grassberger 1986] und die Komplexität der ε -*Maschine* [Crutchfield & Young 1989].

3.3 Symbolische Dynamik II: Dynamische Moden

Mit der Methode der symbolischen Dynamik verfolgt man die Strategie, durch eine vergrößerte Beschreibung der Zeitreihen charakteristische Eigenschaften der zugrundeliegenden Dynamik zu erfassen. Dieses Vorgehen hat bereits bei der 2-Symbol-Kodierung in Abschnitt 3.1 neue Ergebnisse geliefert: Die Existenz qualitativer Übergänge in der Dynamik ist eine wichtige Eigenschaft der bimanuellen Koordination.

Der koordinative Aspekt der Aufgabe wurde zunächst nicht direkt untersucht. Die Struktur der gefundenen Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergänge in den von beiden Händen produzierten Daten ist im allgemeinen kompliziert. Bei einer detaillierten Interpretation der Symbolmuster, die sich aus der 2-Symbol-Kodierung ergeben (vgl. Tab. 3.1), fällt

es schwer, grundlegende Prinzipien zu erkennen. Dieses Problem ist eine Folge der großen interindividuellen Unterschiede. Um allgemeinere Gesetzmäßigkeiten der Koordinationsdynamik bei bimanuellen rhythmischen Bewegungen aufzufinden, wird in diesem Abschnitt eine spezielle Symbolkodierung entwickelt.

3.3.1 Analyse der Koordinationsdynamik

Um die Mechanismen bei der Koordination der Hände zum Gegenstand der Untersuchungen zu machen, ist es zweckmäßig, die Datenreihen der Intervallfolgen beider Hände kombiniert (Gl. (2.1c), S. 11) auszuwerten. Bei entsprechenden Symbolkodierungen wird, je nach der Abweichung von der vorgegebenen rhythmischen Struktur, jedem Zyklus (Takt) ein Symbol zugeordnet. Diese Form der Transformation in Symbole unterscheidet sich von den bereits diskutierten am deutlichsten in der Tatsache, daß die Koordinationsdynamik beider Hände, d.h. von zwei „Subsystemen“, direkt mit Symbolen beschrieben wird. Deshalb werden die berechneten Symbole in diesem Abschnitt als dynamische Moden bezeichnet. Diese Vorgehensweise läßt sich auch allgemeiner begründen: Für die Analyse der Koordination der Hände nutzt man die dominante Periodizität, die durch den Vorgaberhythmus festgelegt ist, aus. Jeder Zyklus wird durch ein Symbol beschrieben. Dies ist bereits bei der Definition von Wörtern (Abschnitt 3.2.1) umgesetzt worden und liegt auch der Analyse der Daten zur kardiorespiratorischen Synchronisation (Abschnitt 3.5) zugrunde. Bei den entsprechenden Experimenten stellt die vorgegebene Taktatmung die charakteristische Periodizität dar.

Um die visuelle Interpretierbarkeit der Symbolmuster zu gewährleisten und eine möglichst hohe Signifikanz für die statistischen Analysen der Symbolverteilungen zu erhalten, ist es notwendig, eine möglichst geringe Anzahl von verschiedenen Symbolen einzuführen. Dies läßt sich durch Auswahl bestimmter Intervalle I_j^k (Abb. 3.9) erreichen. Die Hypothese, daß sich Abweichungen vom Vorgaberhythmus besonders deutlich bei den sehr kurzen Intervallen I_2^k und I_5^k auswirken, ist naheliegend, da sowohl die motorischen als auch die Timing-Fähigkeiten der Versuchspersonen bei diesen beiden Intervalle mit zunehmendem Tempo zuerst an ihre Grenzen stoßen. Hingegen sind Abweichungen im Zeitpunkt des zweiten Anschlags der rechten Hand (im betrachteten Zyklus k), der die Intervalle I_3^k und I_4^k trennt, im ersten Schritt der Analyse der Koordination weniger interessant. Dies läßt sich anhand von Tab. 3.1 (S. 24) begründen: Nahezu alle auftretenden periodischen Sym-

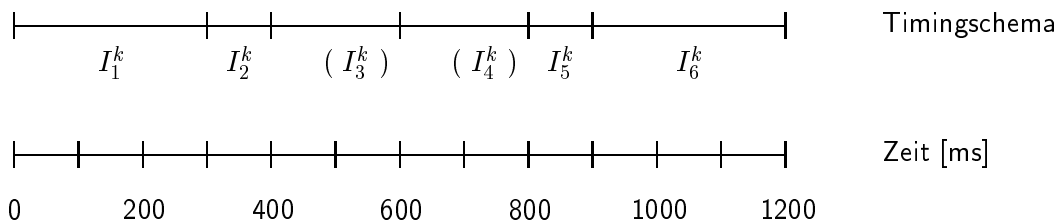


Abbildung 3.9: Ideales Schema der Zeitgebung beim 4:3-Polyrhythmus, illustriert bei einer Zyklusdauer von $t^k = 1200$ ms. Für die Kodierung der Abweichung von der rhythmischen Struktur werden zunächst Verschiebungen des mittleren Anschlags (rechte Hand) nicht betrachtet.

bolmuster der 2-Symbol-Kodierung sind symmetrisch bezüglich des zweiten Anschlags der rechten Hand. Deshalb werden die Intervalle I_3^k und I_4^k zunächst nicht betrachtet.

Für eine statische Kodierung, bei der in der Zuordnungsbedingung abgefragt wird, ob ein Intervall zu kurz oder zu lang gespielt wurde, werden für die vier Intervalle I_1^k , I_2^k , I_5^k und I_6^k bereits $2^4 = 16$ Symbole benötigt. Wie bisher wird diese Kodierung auf die relativen Abweichungen,

$$\tau_j^k = \frac{\Pi_j I_j^k - t^k}{t^k} \quad \text{mit} \quad t^k = \sum_{j=1}^6 I_j^k, \quad (3.10)$$

angewendet, wobei der Faktor Π_j wegen der unterschiedlichen Intervallauern auf die Werte $\Pi_2 = \Pi_5 = 12$, $\Pi_3 = \Pi_4 = 6$ und $\Pi_1 = \Pi_6 = 4$ gesetzt werden muß.

Die relativen Abweichungen τ_j^k sind negativ oder positiv. Für jedes der vier pro Takt betrachteten Intervalle ergibt sich analog zur 2-Symbol-Kodierung (Gl. (3.1.2), S. 16) eine '0' oder '1'. Die Abfolge der Symbole kann dann als eine Binärzahl aufgefaßt werden, deren dezimaler Wert die entsprechende Mode i bezeichnet:

$$\{I_1^k I_2^k I_5^k I_6^k\} \mapsto \{\tau_1^k \tau_2^k \tau_5^k \tau_6^k\} \mapsto 0110_{\text{bin}} \mapsto i = 6. \quad (3.11)$$

Diese Symbole sind durch verschiedene Graustufen in Abb. 3.10(a,c,e) für drei Versuchspersonen dargestellt und werden im folgenden als dynamische Moden bezeichnet.

Die Wahrscheinlichkeitsdichte der Moden p^m hängt von der realisierten Zyklusdauer t ab, d.h. $p^m = p^m(t)$. Auch für die Verteilung der Moden gilt, daß die Abweichung von der Gleichverteilung ein Maß für die Güte der Erfüllung der Rhythmusaufgabe ist. Analog zum Fall der Wahrscheinlichkeitsdichte $p(t)$ der Wörter bei der 2-Symbol-Kodierung (3.9) wertet man daher die Shannon-Entropie $S(p^m(t))$ aus. Dabei zeigt sich, daß die Verteilung der Moden für kleine Zyklusauern in der Regel deutlich von einer Gleichverteilung abweicht (Abb. 3.10(b,d,f)). Bei der der Experten-Gruppe angehörenden Versuchsperson 815 liegt eine sehr präzise Ausführung vor, so daß keine signifikante Abweichung von einer Gleichverteilung der Moden festgestellt werden kann. Dies trifft auch auf die 2-Symbol-Kodierung zu (Abb. 3.4(c), S. 23).

Von diesem Ergebnis ausgehend werden im folgenden zwei weitere Untersuchungen durchgeführt: Zum einen kann man die Verteilung der Moden genauer analysieren und insbesondere die Häufung bestimmter Moden interpretieren. Andererseits deuten die in Abb. 3.10 dargestellten Ergebnisse darauf hin, daß mit Hilfe der Shannon-Entropie der Modenverteilung ein Maß für die Ausführung der Aufgabe über den gesamten Tempobereich definiert werden kann. Die letzte Fragestellung soll zuerst untersucht werden.

3.3.2 Charakterisierung von Expertise

Sollen die Leistungen der Versuchspersonen über den gesamten getesteten Tempobereich charakterisiert werden, dann müssen durch geeignete Mittelung über die Zyklusauern globale Maße abgeleitet werden. Als Beispiel betrachten wir zunächst ein Varianz-Maß, das auf den relativen Abweichungen τ_j^k (Gl. 3.4, S. 16) basiert. Für jeden Zyklus k quantifiziert die Größe

$$\zeta^k = \sqrt{\sum_{j=1}^6 (\tau_j^k)^2} \quad (3.12)$$

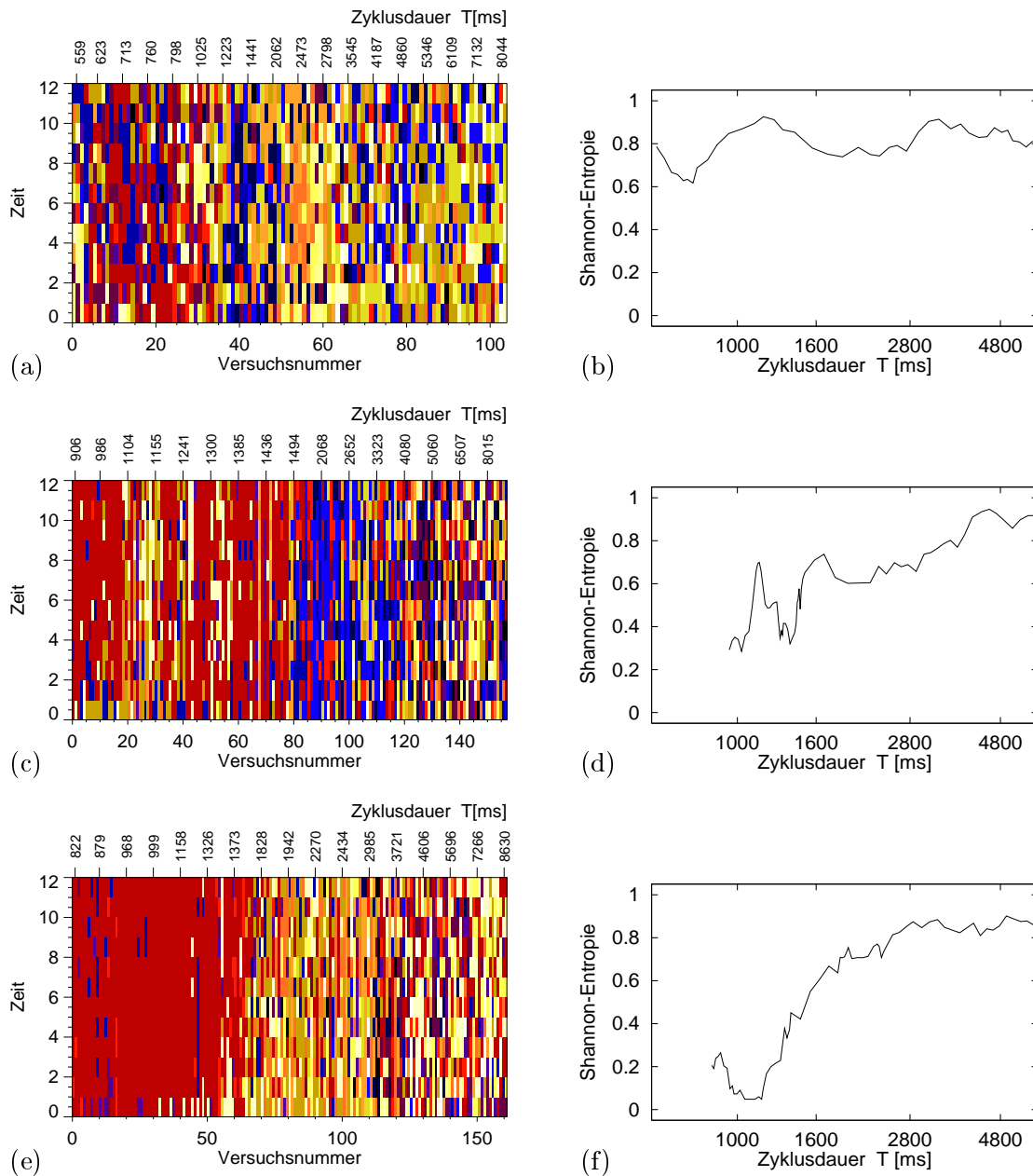


Abbildung 3.10: Moden-Kodierung aller Versuche für drei Versuchspersonen (a,c,e) und ihre zugehörigen Shannon-Entropien (b,d,f). In den Symbolmustern entspricht die Ordinate der Zeitachse. Die Graustufen entsprechen den 16 möglichen Moden. Die Shannon-Entropie quantifiziert die Abweichung von einer Gleichverteilung der Moden. Die Wahrscheinlichkeitsdichte der Moden wurde vor der Berechnung der Entropie mit einem gleitenden Mittel über jeweils 10 Versuche geglättet. Die Zyklusdauern in (b,d,f) sind logarithmisch aufgetragen. (a,b) Bei Versuchsperson 815, die der Experten-Gruppe angehört, zeigt sich keine deutliche Abweichung von einer Gleichverteilung. (c,d) Versuchsperson 703 gehört der Gruppe der jungen Amateure an. Die Shannon-Entropie weicht für hohe Tempi $t < 1600$ ms deutlich von einer Gleichverteilung ab. (d,e) Für Versuchsperson 903 (alter Amateur) kann bei hohen Ausführungstempi die Dynamik nahezu durch eine Mode beschrieben werden.

die relative Abweichung aller Teilintervalle I_j^k von ihrem Sollwert. Die Varianz dieser Variablen,

$$\text{var}_\zeta(t) = \langle (\zeta^k)^2 \rangle - \langle \zeta^k \rangle^2, \quad (3.13)$$

ist eine Funktion der realisierten Zyklusdauer t . Damit man ein Maß für den gesamten Tempobereich erhält, wird nun noch eine Mittelung über t ausgeführt. Der Bereich, in dem für alle Versuchspersonen Datensätze vorliegen, erstreckt sich von $t_{\min} = 1103$ ms bis $t_{\max} = 7180$ ms. Eine Integration⁵ ergibt das Varianz-Maß

$$\widehat{\text{var}}_\zeta = \int_{t_{\min}}^{t_{\max}} \text{var}_\zeta(t) dt. \quad (3.14)$$

Wie sich in Abb.3.11(a) zeigt, ist die interindividuelle Variabilität so groß, daß es mit diesem Maß nicht gelingt, die drei Gruppen von Versuchspersonen zu unterscheiden. Allerdings überlappen die Werte für die Experten und die alten Amateure so wenig, daß diese Gruppen nahezu getrennt werden können.

Für die Charakterisierung der drei Gruppen von Versuchspersonen ist also mindestens ein zweites Maß zur Beurteilung der Erfüllung der Aufgabe erforderlich. Es bietet sich dabei an, ein zweites Maß zu verwenden, das auf grundsätzlich anderem Wege gewonnen wurde, wie die Shannon-Entropie $S(p^m(t))$ der dynamischen Moden. Eine entsprechende Integration führt auf die Definition

$$\widehat{S}^m = \int_{t_{\min}}^{t_{\max}} S(p^m(t)) dt. \quad (3.15)$$

Wie Abbildung 3.11(b) zeigt, ist auch dieses Entropie-Maß in der Lage, wiederum zwei Gruppen (junge und alte Amateure) vergleichsweise gut zu unterscheiden. Das Entropie-Maß \widehat{S}^m ist also von ähnlicher „Güte“ wie das Varianz-Maß $\widehat{\text{var}}_\zeta$.

Trägt man nun die Wertepaare $(\widehat{S}^m, \widehat{\text{var}}_\zeta)$ aller Versuchspersonen in einem entsprechenden Koordinatensystem auf, dann zeigt sich, daß sich die drei Gruppen gut unterscheiden lassen (Abb. 3.12). Die Mitglieder der drei Gruppen liegen in drei Bereichen der Ebene, die nur wenig überlappen. Die eingezeichneten Grenzen sind willkürlich gewählt. Fünf Mitglieder der Gruppe der jungen Amateure werden mit diesem Charakterisierungsschema falsch zugeordnet. Dieses Beispiel zeigt den Gewinn, den nichtlineare Methoden der Zeitreihenanalyse wie die symbolische Dynamik bei praktischen Problemen der Datenanalyse zusätzlich zu linearen Verfahren liefern können.

Wie in Abschnitt 3.3.1 diskutiert, deutet eine hohe Entropie auf eine bessere Ausführung der Rhythmusaufgabe hin als eine geringe. Es fällt aber in Abb. 3.11(b) auf, daß die Experten im Mittel eine geringere Entropie \widehat{S}^m aufweisen als die jungen Amateure. Dieses Ergebnis soll anhand von Abb. 3.13 erläutert werden. Ob eine Symbolsequenz der dynamischen Moden zufällig (hohe Entropie) oder nahezu periodisch (geringe Entropie) ist, hängt vom Zusammenspiel von mittleren Abweichungen und Varianzen der einzelnen Anschläge in der zugehörigen Zeitreihe ab. Führen zwei Versuchspersonen einen Anschlag *im*

⁵Da die größten Abweichungen von einer Gleichverteilung der Moden für kleine Zyklusdauern auftreten und im Bereich der hohen Tempi wesentlich mehr Versuche durchgeführt wurden, ist es sinnvoll, die hohen Ausführungstempi bei der Integration stärker zu gewichten. Das Sampling der Ausführungsgeschwindigkeiten ist in logarithmischer Darstellung in besserer Näherung gleichverteilt als in linearer. Deshalb wurde die Integration bezüglich der Logarithmen von t ausgeführt, der Übersichtlichkeit wegen aber nicht in der Formel angeben.

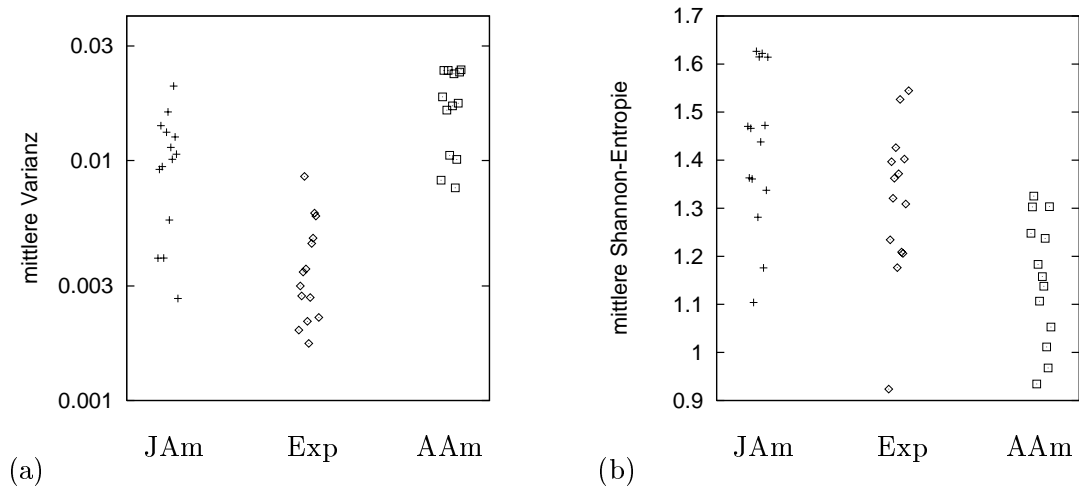


Abbildung 3.11: Mittlere Varianz (3.14) und mittlere Shannon-Entropie (3.15) für alle Versuchspersonen der Studie. Entlang der Abzisse sind Datenpunkte der Versuchspersonen entsprechend ihren Nummern (Abschnitt 2.1) angeordnet (JAm = Junge Amateure, Exp = Experten, AAm = Alte Amateure). (a) Varianz-Maß. (b) Entropie-Maß.

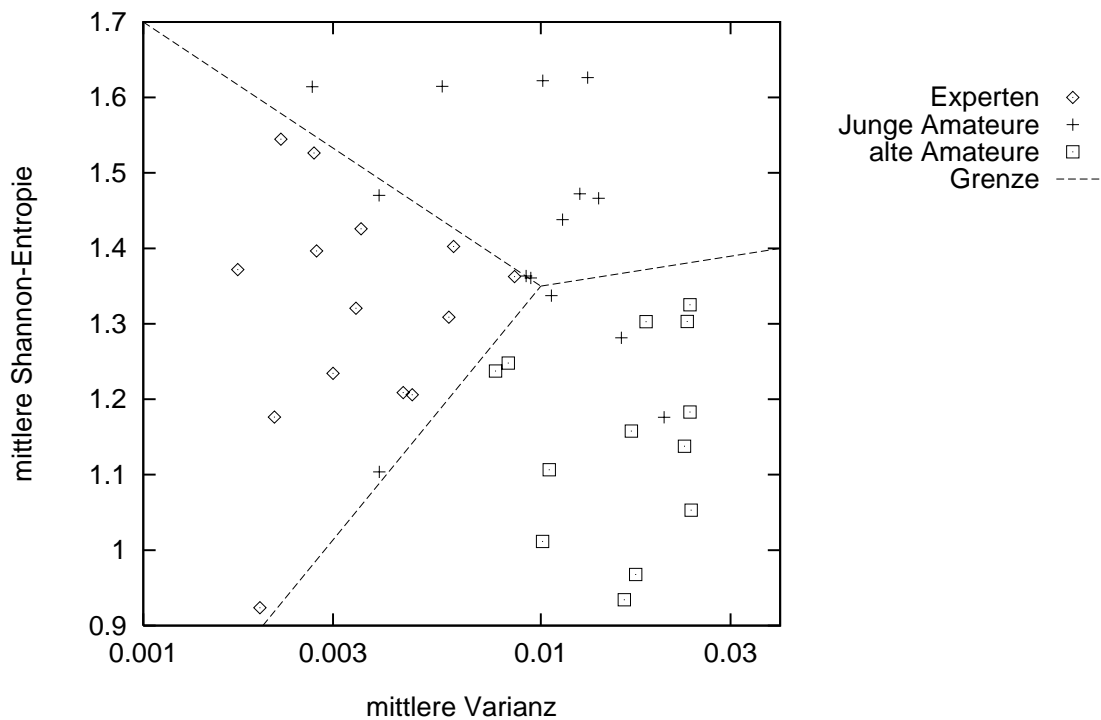


Abbildung 3.12: Charakterisierung der drei Gruppen von Versuchspersonen, die an der Studie teilgenommen haben. Auf der Abzisse ist die mittlere Varianz $\widehat{\text{var}}_{\zeta}$ logarithmisch aufgetragen und auf der Ordinate die mittlere Shannon-Entropie \widehat{S}^m . Diese Größen sind durch Mittelung über den gesamten Tempobereich berechnet worden. Die Datenpunkte der Mitglieder der drei Gruppen liegen in drei verschiedenen Bereichen, angedeutet durch die willkürlich gewählten, gestrichelten Linien.

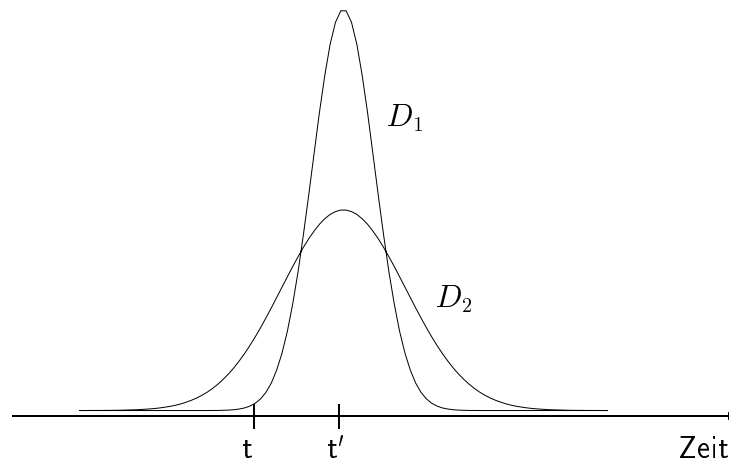


Abbildung 3.13: Schematische Darstellung zur Erläuterung des Zusammenhangs zwischen Entropie und Genauigkeit sowie Varianz der Anschläge in den Zeitreihen (s. Text). Der Anschlag soll zum Zeitpunkt t ausgeführt werden, findet aber in beiden betrachteten Fällen zu einem späteren Zeitpunkt t' statt. Die Verteilungen D_1 und D_2 der Anschläge unterscheiden sich in ihrer Varianz.

Mittel mit derselben Genauigkeit aus, dann entscheidet die Größe der Varianz darüber, welches zugehörige Symbolmuster irregulärer ist. In Abbildung 3.13 hat die Verteilung D_2 eine wesentlich höhere Varianz als die Verteilung D_1 . Daher wird das Maß \widehat{S}^m einer zu D_2 gehörenden Zeitreihe eine höhere Entropie zuordnen als einer Zeitreihe, die zu D_1 gehört, obwohl die Genauigkeit im Mittel in beiden Fällen übereinstimmt. Das Ergebnis in Abb. 3.11(b) zeigt also, daß die Experten die Rhythmen zwar mit einer geringeren Varianz produzieren können als die Amateure, aber keine wesentlich höhere Genauigkeit in den Anschlagzeitpunkten erreichen. In diesem Sinne vermögen es die Experten zwar, ihre Bewegungsmuster exakter zu reproduzieren, aber eine Vorgabe im Mittel nicht perfekter zu erreichen als die Amateure. Dies erklärt die geringere Entropie \widehat{S}^m bei der Expertengruppe im Vergleich zu der Gruppe der jungen Amateure.

3.3.3 Wichtige dynamische Moden und ihre Interpretation

Mit Hilfe des Konzeptes der dynamischen Moden läßt sich das Problem der Charakterisierung der drei Gruppen lösen. Nun soll das Auftreten bestimmter Moden interpretiert werden. Betrachtet man nur die zeitliche bzw. rhythmische Struktur der Anschläge, dann ergeben sich bei einem 4:3-Polyrhythmus drei verschiedene Intervalldauern (Abb. 3.14(a)). Die Dauer der beiden kürzesten Intervalle I_2^k und I_5^k entspricht gerade $1/12$ der Zykluslänge, die Dauer von I_3^k und I_4^k entspricht $1/6$ des Taktes und die längsten Intervalle haben eine relative Dauer von $1/4$.

Aus den unterschiedlichen Werten der Zielintervalle beim 4:3-Polyrhythmus läßt sich als notwendige Bedingung für korrektes Timing im Zyklus k die Beziehung

$$(\text{Poly-Bedingung}) \quad I_1^k, I_6^k > I_3^k, I_4^k > I_2^k, I_5^k, \quad k = 1, 2, \dots, 12, \quad (3.16)$$

ableiten. Ist in einem Zyklus diese Bedingung nicht erfüllt, dann gibt es eine wesentliche Abweichung von der verlangten rhythmischen Struktur.

Eine extreme Form einer systematischen Verletzung der Aufgabenstellung durch eine Versuchsperson besteht darin, daß sie die unterschiedliche Länge der Teilintervalle ignoriert, d.h. pro Zyklus sechs etwa gleich lange Intervalle produziert. Diese Form der Abweichung vom idealen Zeitgebungsschema wird als Iso-Mode (Abb. 3.14(b)) bezeichnet. Die Definition lautet

$$\text{(Iso-Mode)} \quad \left| \tilde{\tau}_j^k - \frac{1}{6} \right| < \epsilon_1 \quad \text{für alle } j = 1, 2, \dots, 6, \quad (3.17)$$

wobei die relativen Intervalldauern $\tilde{\tau}_j^k = I_j^k/t^k$ verwendet werden und ein Parameter ϵ_1 eingeführt wird. Für alle numerische Rechnungen wird im folgenden $\epsilon_1 = 0.06$ gesetzt. Eine Iso-Mode liegt in einem Takt also vor, falls alle Teilintervalle um weniger als 6% der aktuellen Zykluslänge von der Intervalldauer des streng isochronen Rhythmus abweichen.

Eine andere Variante einer systematischen Veränderung des vorgegebenen Rhythmuschemas besteht darin, die beiden kürzesten Intervalle im Takt, I_2^k und I_5^k , die eine relative Dauer $\tilde{\tau}_2^k = \tilde{\tau}_5^k = 1/12$ haben, weiter zu verkürzen, so daß die begrenzenden Anschläge der linken und rechten Hand nahezu gleichzeitig ausgeführt werden. Man kann hier von einer Überbetonung der zeitlichen Struktur sprechen. Die entsprechende Mode läßt sich als

$$\text{(Locked-Mode)} \quad \tilde{\tau}_2^k, \tilde{\tau}_5^k < \epsilon_2 \quad (3.18)$$

definieren. Für die Rechnungen mit experimentellen Daten wurde der Parameter ϵ_2 auf den Wert 0.075 gesetzt. Wie bei der Iso-Mode hängen die Ergebnisse nicht sensitiv von der Wahl des Parameters ab.

In Abbildung 3.15 ist die Verteilung von Iso- und Locked-Mode sowie die Verletzung des polyrhythmischen Timings (3.16) am Beispiel derselben Versuchspersonen wie in Abb. 3.10 mit Hilfe von Symbolmustern (a,c,e) und relativen Häufigkeiten (b,d,f) dargestellt. Für die der Experten-Gruppe angehörende Versuchsperson 815 (a) finden sich keine signifikanten Abweichungen von der geforderten polyrhythmischen Zeitgebung. Auch bei den schnellsten

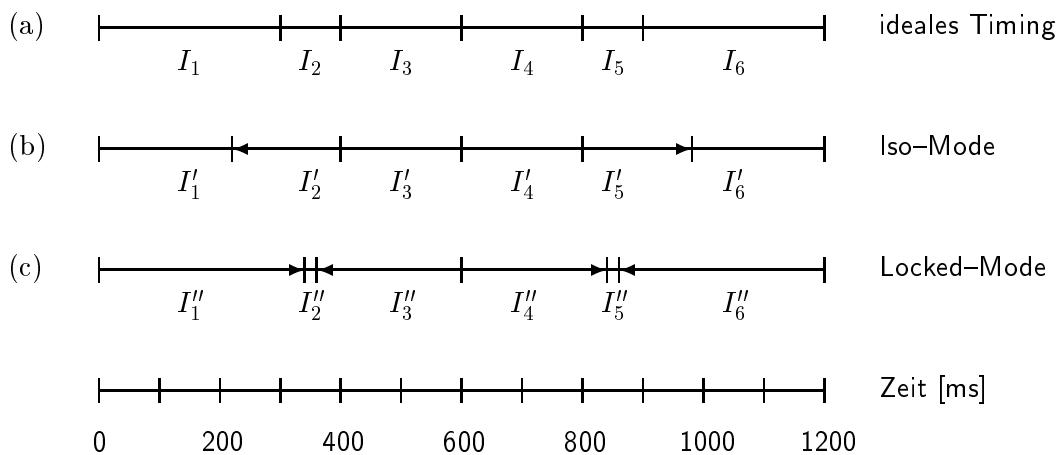


Abbildung 3.14: Zwei wichtige dynamische Moden bei der Produktion von 4:3-Polyrhythmen. (a) Zeitgebung bei idealer Ausführung der Aufgabe am Beispiel einer Zyklusdauer von 1.2 s. (b) Bei der Iso-Mode sind die Dauern aller Intervalle so verschoben, daß sie näherungsweise $1/6$ der Zykluslänge entsprechen. (c) Bei der Locked-Mode wird die Tatsache, daß es zwei sehr kurze Intervalle (I_2, I_5) pro Takt gibt, überbetont.

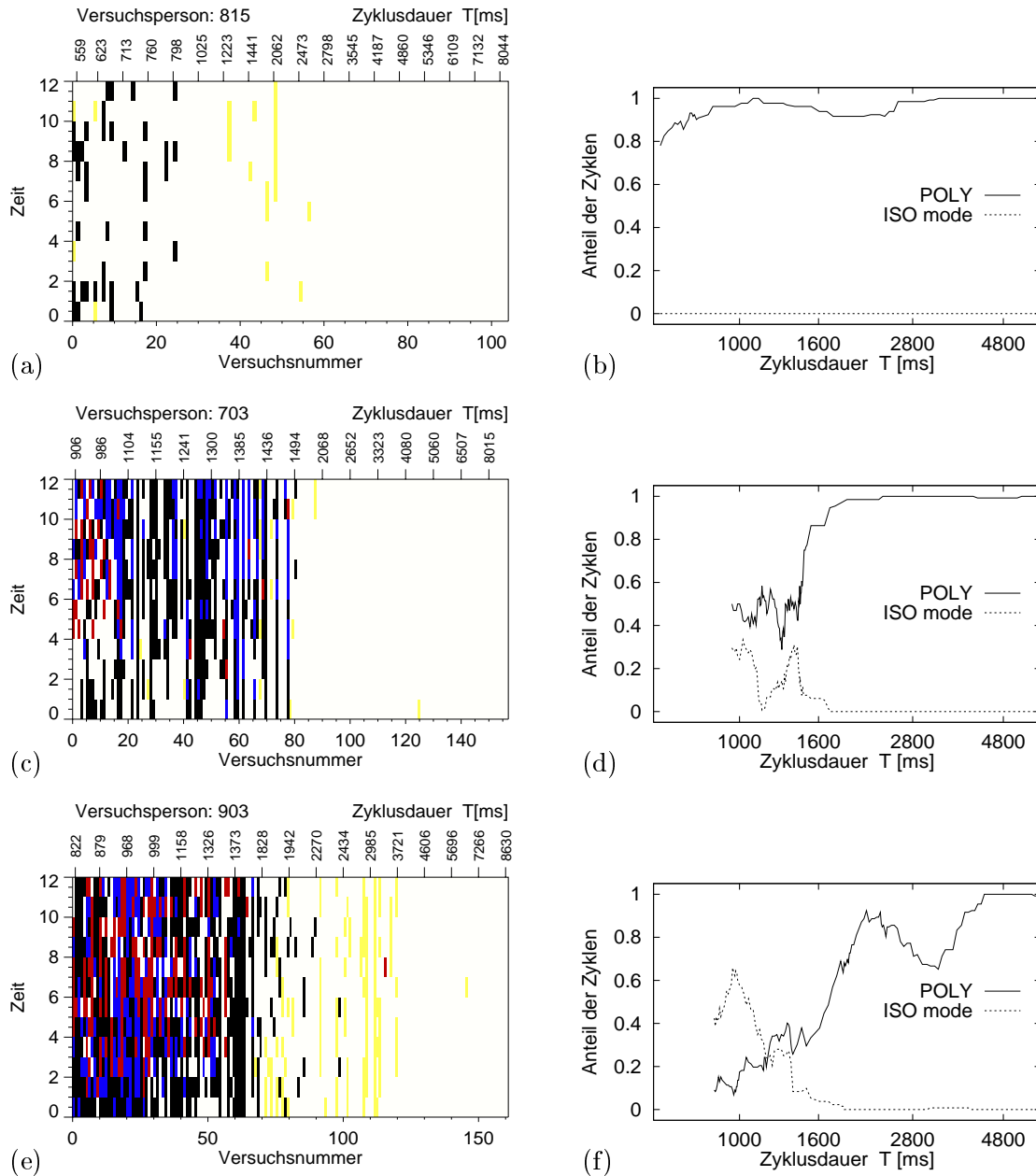


Abbildung 3.15: Darstellung verschiedener Typen von systematischen Abweichungen von der gestellten Polyrhythmusaufgabe für dieselben Versuchspersonen wie in Abb. 3.10. (a,c,e) In den Symbolmustern sind Verletzungen der Poly-Bedingung schwarz dargestellt. Die Iso-Mode bei gleichzeitigem Verstoß gegen die Poly-Bedingung ist mit einem blauen Symbol gekennzeichnet, während das Auftreten der Iso-Mode ohne Verletzung der Poly-Bedingung rot dargestellt ist. Typischerweise im mittleren Tempobereich beobachtet man die Locked-Mode, die durch ein gelbes Symbol zu erkennen ist. (b,d,f) Die relativen Häufigkeiten von Takten mit erfüllter Poly-Bedingung sowie diejenige mit Iso-Mode sind für Zyklusdauern von weniger als 5000 ms halblogarithmisch dargestellt.

Ausführungstempi ist die Poly-Bedingung für mehr als 80% der Zyklen erfüllt (b). Für Versuchspersonen aus den Amateurgruppen fällt der Anteil der Zyklen mit erfüllter Poly-Bedingung in diesem Tempobereich meist auf 50% oder weniger ab.

Typisch für die meisten Versuchspersonen ist das Auftreten der Iso-Mode bei hohen Ausführungsgeschwindigkeiten. In Abbildung 3.15(c,e) zeigt sich bei den Versuchspersonen 703 und 903 eine deutliche Verletzung des Poly-Kriteriums. Für schnelle Tempi kann dies bei Versuchsperson 903 mit der Iso-Mode erklärt werden, deren Anteil bis auf über 60% ansteigt (s. relative Häufigkeit in (f)). Insbesondere bei den Versuchspersonen der Gruppe der alten Amateure dominiert die Iso-Mode die Dynamik für kurze Zyklusdauern.

Die Polyrythmusaufgabe läßt sich in zwei Teilanforderungen zerlegen. Zum einen muß die richtige Folge von Anschlägen produziert werden (sequencing), zum anderen ist die zeitliche Struktur zu berücksichtigen, weil nicht alle Intervalle I_1 bis I_6 gleich lang sind (timing). Im Bereich schneller Tempi sind die Versuchspersonen, bei denen die Iso-Mode gehäuft auftritt, offenbar nicht mehr in der Lage, die rhythmische Struktur richtig wiederzugeben. Trotzdem ist die Sequenzierung von ihnen fehlerfrei zu realisieren. Eine Häufung der Iso-Mode entspricht also der Strategie, die Zeitgebung zu vereinfachen, wenn sich eine Versuchsperson ihrer Leistungsgrenze nähert. Dieser Fall tritt besonders häufig bei den alten Versuchspersonen ein.

Die Locked-Mode tritt für viele Versuchspersonen im mittleren Tempobereich auf. Sie entspricht einer Überbetonung der zeitlichen Struktur. In diesem mittleren Tempobereich gibt es keine offensichtlichen Leistungsgrenzen in den motorischen Systemen. Daher deutet eine Häufung dieser Mode darauf hin, daß sie eine Folge der Nichtlinearität von kognitiven Kontrollprozessen ist.

3.3.4 Kritische Geschwindigkeiten

Die Poly-Bedingung (3.16) läßt sich verwenden, um für jede Versuchsperson eine charakteristische Zyklusdauer zu bestimmen, unterhalb der es zu deutlichen Abweichungen vom geforderten Timing kommt. Die relative Häufigkeit der Zyklen eines Versuchs, bei denen die Poly-Bedingung erfüllt ist, soll im folgenden mit $h_{\text{poly}}(t)$ bezeichnet werden. Sie ist eine Funktion der realisierten Zyklusdauer t . Die kritische Zyklusdauer läßt sich damit definieren als

$$T_{\text{crit}} = \min_t \{ t \mid h_{\text{poly}}(t) \geq 60\% \} . \quad (3.19)$$

Sie stellt also die minimale Zyklusdauer dar, bei der noch mehr als 60% der Zyklen eines Versuchs der Poly-Bedingung genügen. Daß es sich bei diesem dynamischen Parameter um eine psychologisch interessante Größe handelt, ist in Abb. 3.16 an der deutlichen Korrelation mit der akkumulierten Übungspraxis [Krampe & Ericsson 1996] der Versuchspersonen zu erkennen. Kognitive Prozesse sind in der Regel gleichzeitig durch Training beeinflussbar und altersabhängig. Daher sollte die kritische Zyklusdauer T_{crit} ebenfalls von der Expertise (und vom Alter) der Versuchspersonen abhängen. Dies bestätigt der in Abb. 3.16 gezeigte Zusammenhang von T_{crit} mit der Übungspraxis auf deutliche Weise.

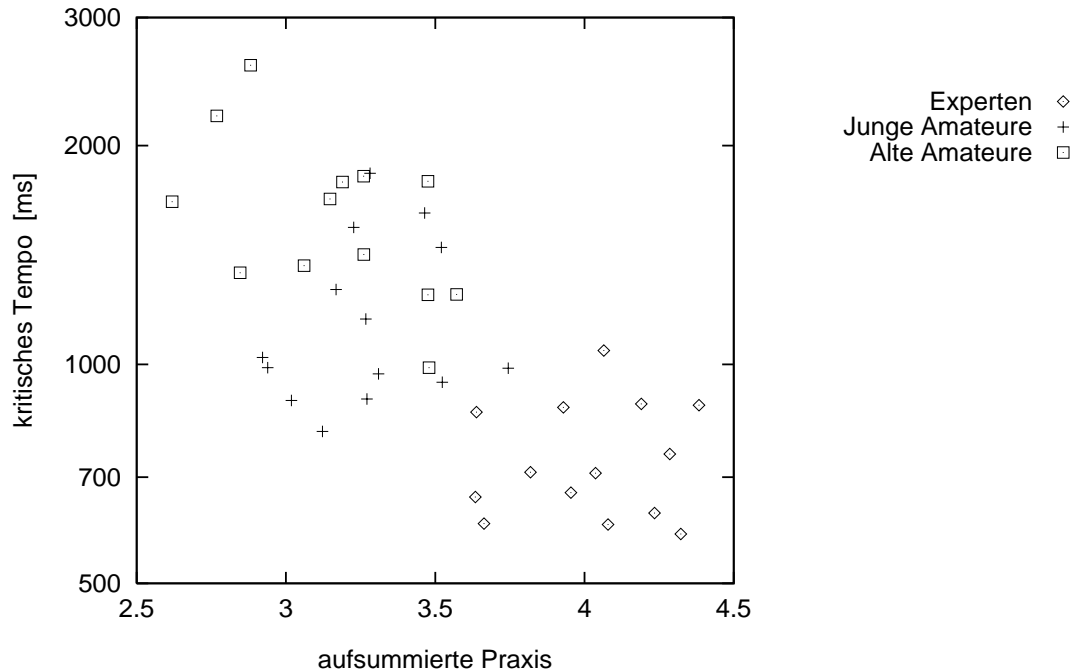


Abbildung 3.16: Die kritische Zyklusdauer T_{crit} zeigt eine deutliche Abhängigkeit von der akkumulierten Übungspraxis. Hervorzuheben ist, daß es sich um einen dynamischen Parameter handelt, der die rhythmische Struktur der produzierten Intervalle quantitativ bewertet, ohne direkten Bezug auf die Varianz bei der Zeitgebung zu nehmen.

3.4 Zusammenfassung

Die Methode der symbolischen Dynamik erweist sich als geeignet, qualitative Übergänge bei der Produktion von Polyrhythmen zu entdecken [Engbert et al. 1996, 1997b]. Dies gelingt, obwohl die Zeitreihen kurz und mit erheblichen statistischen Fluktuationen behaftet sind. Es ist gelungen, mit Hilfe der 2-Symbol-Kodierung diese qualitativen Übergänge in Form von Ordnungs-Unordnungs-Phasenübergängen aufzufinden (Abschnitt 3.1). Diese Phasenübergänge lassen sich mit der Shannon-Entropie quantitativ auswerten (Abschnitt 3.2).

Die Existenz von qualitativen Übergängen („Phasenübergängen“) in der Koordinationsdynamik des Menschen hat grundlegende Impulse für das Verständnis der Bewegungssteuerung gegeben [Kelso 1990, Kelso 1995, Haken 1996, Kelso & Haken 1997]. Entsprechende Experimente werden meist speziell darauf abgestimmt, daß qualitative Übergänge beobachtet werden können. Beispielsweise startet man mit einem komplizierten Polyrhythmus hoher Ordnung (wie 3:8) und erzwingt durch Temposteigerung, daß dieser Rhythmus von den Versuchspersonen nicht aufrechterhalten werden kann, sondern in einen einfacheren Rhythmus (wie 1:2) zerfällt [Peper et al. 1995]. Im Gegensatz dazu handelt es sich bei den hier diskutierten experimentellen Zeitreihen ausschließlich um die stabile Produktion einer 4:3-Polyrhythmusaufgabe. Daß trotzdem qualitative Übergänge durch Variation des Tempos induziert werden können, ist ein neuer Hinweis auf die Relevanz von nichtlinearer Dynamik für kognitive Prozesse.

Die Anwendung der 2-Symbol-Kodierung ermöglicht zwar das Aufdecken von qualitativen Übergängen, erlaubt aber wegen der erheblichen interindividuellen Variabilität keine allgemeinen Aussagen über die Koordinationsdynamik beim betrachteten Polyrhythmus. Letzteres wird erst mit einer angepaßten Symbolkodierung möglich, was zum Konzept der dynamischen Moden führt [Engbert et al. 1997b]. Zum einen läßt sich damit das Auftreten typischer Abweichungen vom exakten Polyrhythmus erkennen (z.B. die Iso-Mode für kleine Zyklusdauern) und eine kritische Geschwindigkeit für die Verletzung polyrhythmischer Zeitgebung definieren, zum anderen können die Versuchspersonen mit einem Entropiemaß, das auf den dynamischen Moden basiert, global, d.h. über einen großen Tempobereich, charakterisiert werden (Abschnitt 3.3). Dies erlaubt die Trennung der drei an der Studie beteiligten Expertisegruppen.

Die Existenz qualitativer Übergänge ist nicht nur eine robuste Eigenschaft der Dynamik komplexer Systeme (und damit ein wichtiger experimenteller Befund), sondern bietet sich auch als idealer Ausgangspunkt für die Modellierung an (Kapitel 4). Mit einem Exkurs über die Synchronisation des Herz-Atmungs-Systems als einem physiologischen Untersuchungsgegenstand soll nun ein weiteres Beispiel für den Nutzen der symbolischen Dynamik zur Analyse komplexer biologischer Systeme gegeben werden [Engbert et al. 1997a, Schiek et al. 1997].

3.5 Exkurs: Kardiorespiratorische Synchronisation

Über die physiologische Basis der betrachteten kognitiven Prozesse zur zeitlichen Steuerung ist vergleichsweise wenig bekannt. Das liegt unter anderem daran, daß diese Phänomene im Unterschied zu vielen anderen Oszillationen im menschlichen Körper nicht auf der Aktivität von lokalisierbaren Schrittmacherzellen beruhen. Die Analyse von Oszillationen und ihre gegenseitige Synchronisation ist seit langer Zeit eine wichtige Fragestellung der Physiologie [von Holst 1937, Winfree 1980, Glass & Mackey 1988, Collins & Stewart 1993, Murray 1993]. Im Vorwort zu ihrem Standardwerk *Physiologie des Menschen* (26. Auflage, 1995) schreiben Schmidt und Thews dazu:

„Die Physiologie am Ende dieses und zu Beginn des nächsten Jahrhunderts sieht sich der alten, jetzt aber wieder höchst aktuellen Aufgabe gegenüber, die Funktionen des lebenden Organismus in ihren wechselseitigen Abhängigkeiten zu erkennen und zu vermitteln. Nach einer Phase des zunehmenden Reduktionismus in der biomedizinischen Forschung, die in der Molekularbiologie ihren deutlichsten Ausdruck fand, bahnt sich nun eine Entwicklung an, die über die Synthese und Integration der Einzelbefunde zu einem Verständnis der Lebensfunktionen führt. So gesehen, steht die Physiologie möglicherweise vor der fruchtbarsten Periode ihrer Geschichte, denn es mehren sich die Zeichen, daß sich eine Revolution der Biowissenschaften anbahnt, die in einer Auseinandersetzung mit den komplexen Systemen der Organismen, ihren Kommunikations- und Kontrollsystemen besteht.“

Ein wichtiges Beispiel für einen physiologischen Oszillator, der von Schrittmacherzellen kontrolliert wird, ist das menschliche Herz. Für die Generierung von Herzrhythmen existieren detaillierte Modelle, die unter speziellen Bedingungen wie pathologischen Arrhythmien oder externer elektrischer Stimulation komplexes dynamisches Verhalten zeigen [van der Pol & van der Mark 1928, Guevara et al. 1981, Chay 1995].

Es ist eine Eigenschaft vieler physiologischer Oszillatoren, daß sie willkürlich kontrolliert werden können. Beispiele hierfür sind das Kauen [Plesch et al. 1988], die Atmung [Richter et al. 1992] oder die in der vorliegenden Arbeit betrachtete Willkürmotorik. Dadurch eröffnet sich im Experiment die Möglichkeit, die Frequenz der willkürlichen Steuerung als Kontrollparameter zu verwenden. Die physiologischen Subsysteme des kardiorespiratorischen Systems sind relativ gut erforscht [Richter et al. 1992, Schiek 1994, Schiek et al. 1995, Seidel & Herzel 1995]. Trotzdem gibt es wichtige offene Fragen von hohem klinischen Interesse, insbesondere über die zentrale Atmungsdynamik [Schläfte 1988]. Ein kontrovers diskutiertes Problem ist dabei die Existenz verschiedener zentral-nervöser Oszillatoren im Frequenzbereich der Atmung und ihre Relevanz zur Erklärung respiratorischer Fehlfunktionen [Koepchen 1988].

In diesem Abschnitt werden Ergebnisse zur Analyse der Synchronisation von Herz- und Atmungsdynamik skizziert. Dabei handelt es sich um eine kurze Zusammenfassung der Arbeit von Schiek et al. (1997). Weil die methodische Verbindung zu den diskutierten Ergebnissen zur Produktion von Rhythmen hier im Vordergrund steht, wird auf eine detaillierte Darstellung des physiologischen Hintergrundes verzichtet.

Als externer Kontrollparameter läßt sich bei der Untersuchung der kardiorespiratorischen Wechselwirkung die Atemfrequenz vorgeben (sog. Taktatmung). Die Variation der Zyklusdauer der Atmung ermöglicht — wie bei den Experimenten zur Rhythmusproduktion — den Test auf qualitative Übergänge in der Dynamik mittels symbolischer Dynamik [Engbert et al. 1997a]. An den Experimenten nahmen drei Versuchspersonen im Alter von 29, 32 und 35 Jahren teil. Um einen Eindruck über die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse zu bekommen, wurde eine der Versuchspersonen nach zwei Wochen erneut getestet. Für die Taktatmung wurden 10 verschiedene Zyklusdauern (5, 5.5, 6, 6.5, 7, 8, 9, 10, 11 und 12 s) vorgegeben, wobei jeweils 70 Atmungszyklen auszuführen waren. Während der einzelnen Versuche wurden EKG und Atmungsfluß (unkalibriertes Thermistorsignal) mit einer Samplingrate von 1000 Hz aufgezeichnet. Die Herzzyklen (RR-Intervalle) wurden aus den Rohdaten mit einer Genauigkeit von 1 ms bestimmt. Jedes RR-Intervall wurde entsprechend seiner Position im Atmungszyklus nummeriert. Aus technischen Gründen wurde der Beginn der Atmungszyklen als Expirationsbeginn definiert. Die RR-Intervalle wurden jeweils dem Atmungszyklus zugeordnet, in dem mehr als die Hälfte ihrer Dauer lag.

Ludwig beobachtete bereits 1847, daß im Ruhezustand während der Spontanatmung die Herzschlaglängen periodisch variieren, wobei sie während der Inspirationsphase (Einatmen) kürzer und während der Expirationsphase (Ausatmen) länger sind als im Mittel. Diese *respiratorische Sinusarrhythmie* (RSA) soll nun mit den Methoden der symbolischen Dynamik genauer betrachtet werden.

Entsprechend den zwei verschiedenen Zeitskalen (Herzschlaglänge ≈ 1 s, Atmungszyklus $\sim 5, \dots, 12$ s) besteht die Transformation in Symbole aus zwei Schritten. Zunächst wird eine dynamische 2-Symbol-Kodierung angewendet. Dazu werden die Differenzen dRR_i aufeinanderfolgender RR-Intervalle berechnet. Bei der Symbolzuordnung wird jeweils abgefragt, ob diese Differenz größer als ein bestimmter Schwellwert d ist,

$$s_n = \begin{cases} 1, & \text{falls } dRR_i = RR_i - RR_{i-1} > d \\ 0, & \text{sonst} \end{cases} . \quad (3.20)$$

Da die Amplitude der RSA stark variiert, wird die Schwelle d lokal für jeden einzelnen

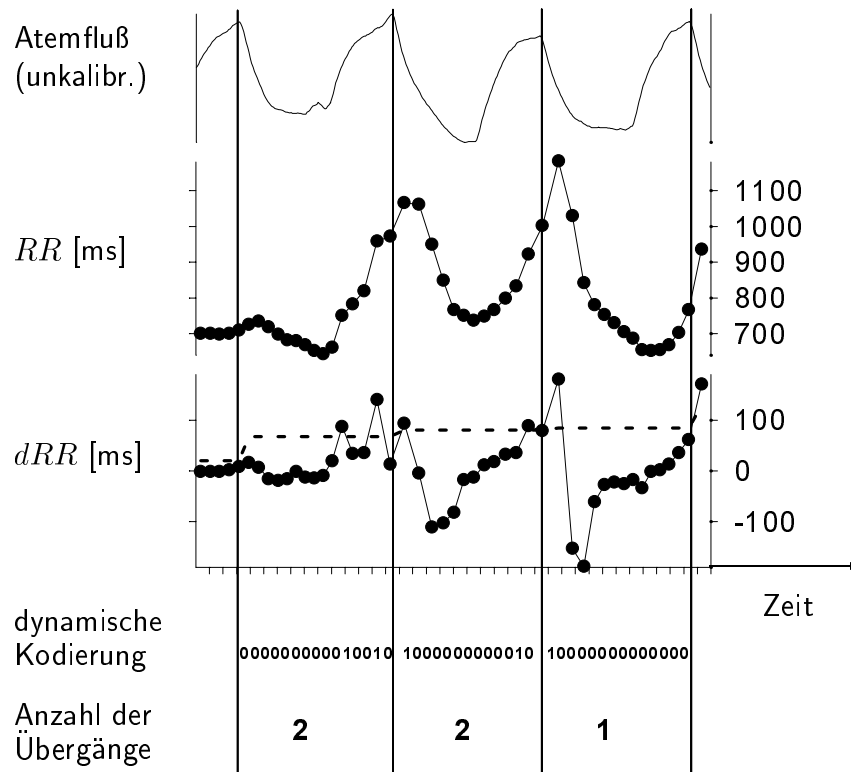


Abbildung 3.17: Symbolkodierung der Wechselwirkung von Atmung und Herzdynamik. Atemfluß und RR-Intervalle werden aus den Rohdaten bestimmt. dRR bezeichnet die Differenzen aufeinanderfolgender Herzschläge. Mit Hilfe der Schwellwertbedingung (3.21) wird die dynamische 2-Symbol-Kodierung durchgeführt. Die Symbolkodierung basiert auf der Anzahl der Übergänge '0 \rightarrow 1'.

Atmungszyklus angepaßt,

$$d = \langle dRR \rangle + b \cdot sd(dRR) , \quad (3.21)$$

wobei $\langle \cdot \rangle$ den Mittelwert und $sd(\cdot)$ die Standardabweichung der Herzschlaglängendifferenzen bezeichnen. Der Parameter b wird für alle Zyklusdauern der Taktatmung konstant gehalten.

Im zweiten Schritt wird die Anzahl der Übergänge von '0' zu '1' in den Sequenzen der 2-Symbol-Kodierung pro Atmungszyklus bestimmt (Abb. 3.17). Die physiologische Motivation für diese Symboltransformation liegt darin, Änderungen der Innervation des Herzes, die durch die Atmung beeinflusst werden, aufzufinden. Plötzliche Verlängerungen der Herzschlagintervalle (Symbol '1' in der 2-Symbol-Kodierung) werden von einem Anwachsen der parasympathische Aktivität verursacht, welche im Unterschied zur sympathischen Aktivität auf einer kürzeren Zeitskala wirkt. Die Anzahl der '0 \rightarrow 1'-Übergänge kann somit als Maß für die Häufigkeit schneller parasympathischer Aktivitätssteigerungen innerhalb eines Atemzuges angesehen werden. Weil aber die Wechselwirkung zwischen Herz- und Atmungsdynamik maßgeblich über die parasympathische Innervation geschieht, charakterisiert diese Symbolkodierung die kardiorespiratorische Synchronisation.

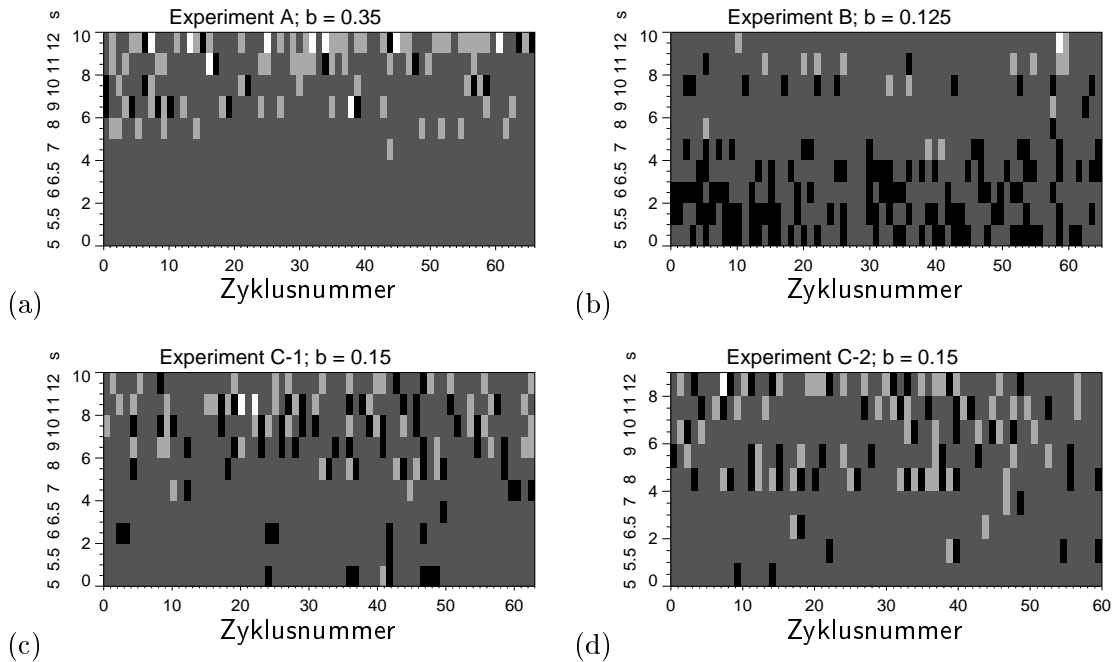


Abbildung 3.18: Symbolkodierung der Daten, dargestellt in Graustufen (schwarz bezeichnet das Symbol '0', weiß das Symbol '3'). Die Zeit (Zyklusnummer der Atmung) ist auf der Abzisse aufgetragen, während die Versuche zu verschiedenen Zyklusdauern auf der Ordinate angegeben sind. Die Symbolkodierung zeigt einheitlich bei allen Versuchspersonen einen qualitativen Übergang bei einer Zyklusdauer von etwa 8 s.

In Abbildung 3.18 sind die Daten der Versuchspersonen A, B und C mit der Symbolkodierung visualisiert dargestellt. Dabei bezeichnen die Experimente C-1 und C-2 zwei Durchgänge derselben Versuchsperson im Abstand von zwei Wochen. Als wichtiges Ergebnis fällt dabei zunächst auf, daß es weder transiente Phasen noch deutliche Instationaritäten in der Dynamik gibt (keine signifikanten Änderungen in der Symbolverteilung entlang der Abzisse). Die Symbolverteilungen ändern sich aber als Funktion des Kontrollparameters. Dies läßt sich durch Vergleich der einzelnen Zeitreihen erkennen. Bei allen drei Versuchspersonen existiert ein abrupter Übergang in den Symbolverteilungen, wenn man die Zeitreihen zu Taktatmungszyklusdauern von 8 s und 9 s vergleicht. Dieser visuelle Eindruck einer qualitativen Änderung in der Dynamik läßt sich auch quantitativ nachweisen [Schiek et al. 1997, Engbert et al. 1997a]. Die Ergebnisse wurden kritisch durch eine Analyse der relativen Phasen überprüft [Rosenblum & Kurths 1997, Schiek et al. 1997].

Zusammenfassend läßt sich sagen, daß es mit Hilfe der symbolischen Dynamik gelungen ist, qualitative Übergänge bei der kardiorespiratorischen Synchronisation aufzufinden. Bei der Taktatmung ergeben sich zwei unterschiedliche Typen von Synchronisation in den Zyklusdauerbereichen 5 s bis 8 s und 8 s bis 12 s. Diese Ergebnisse unterstreichen den Nutzen der symbolischen Dynamik als Werkzeug zur Zeitreihenanalyse.

Modellierung qualitativer Übergänge

Die mit der symbolischen Dynamik untersuchten qualitativen Übergänge in der Koordinationsdynamik können als Ausgangspunkt für die Modellierung der Produktion von Polyrhythmen genutzt werden. Der Vorteil dieser Vorgehensweise ist, daß zunächst die qualitativen Eigenschaften der Dynamik im Modell, teilweise mit analytischen Rechnungen, untersucht werden können. Die qualitativen Übergänge stellen also wichtige Randbedingungen für die Auswahl der Modellgleichungen dar. Der Vergleich mit experimentellen Daten kann dann unter Berücksichtigung realistischer stochastischer Fluktuationen durch Simulationen durchgeführt werden.

Es ist ein wichtiges Thema der vorliegenden Arbeit, die Rolle von Fehlerkorrektur bei der Steuerung von Bewegungen zu untersuchen. Die periodischen Symbolmuster der 2-Symbol-Kodierung zeigen systematische Abweichungen vom vorgegebenen Zeitgebungsschema an. Diese zeichnen sich durch eine große Stabilität aus. Außerdem treten die Übergänge bei nahezu allen Versuchspersonen auf. Vom Standpunkt der Modellierung ergibt sich hieraus die Frage, inwieweit die Muster dynamisch, also durch Fehlerkorrekturprozesse, erklärt werden können.

Dieses Kapitel beginnt mit grundlegenden Untersuchungen über Modelle mit linearer und nichtlinearer Fehlerkorrektur im einfachsten Fall, dem einhändigen, isochronen Tapping (Abschnitt 4.1). Bereits in diesem Beispiel ergeben Analysen experimenteller Daten (Test auf instabile periodische Orbits) Hinweise auf nichtlineare Kontrolle. Auf der Basis dieser einfachen Modelle wird in Abschnitt 4.2 ein dynamisches Modell zur beidhändigen Produktion von Polyrhythmen beliebiger Ordnung abgeleitet. Eine Analyse im deterministischen Grenzfall zeigt, daß dieses Modell die wesentlichen Strukturen in den experimentellen Symbolmustern erklären kann. Im Abschnitt 4.3 werden die stochastischen Aspekte der Modellierung diskutiert. Der Einschluß von Fluktuationen in den motorischen Systemen führt auf das dynamische Zwei-Ebenen-Modell. Die Eigenschaften dieses Modells werden mit Hilfe numerischer Simulationen untersucht und exemplarisch mit experimentellen Daten verglichen (Abschnitt 4.4). Abschließend folgt eine Zusammenfassung der Ergebnisse der Modellierung.

4.1 Nichtlineare Fehlerkorrektur

4.1.1 Stochastische Zeitgebung

Aufgrund der großen Variabilität bei der Ausführung selbst einfacher Bewegungsaufgaben sind stochastische Modelle bei der Beschreibung von Experimenten zweckmäßig. Zeitgebungsprozesse auf der kognitiven Ebene werden dabei in erster Näherung durch unkorrelierte Zufallszahlen modelliert [Wing & Kristofferson 1973a, Vorberg & Wing 1996]. Eine Sequenz von Intervallzeiten $\{x_i\}$: x_1, x_2, x_3, \dots läßt sich dann durch eine stochastische

Variable T mit den Realisierungen

$$x_i = T_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, \quad (4.1)$$

beschreiben. Die Variable T heißt *Zeitgeber* (timer). Sie wird im einfachsten Fall als δ -korreliert angenommen, d.h. $\text{cor}(T_i, T_j) = \delta_{ij}$. Ein komplizierterer Fall, der in dieser Arbeit nicht untersucht wird, ist farbiges Rauschen [Wing 1977, Malchow & Schimansky-Geier 1986, Sancho & San Miguel 1989, Ebeling et al. 1990, Schnakenberg 1995].

Eine einfache Annahme ist, daß die Zeitgebung auf voneinander unabhängigen (neuro-nalen) Ereignissen beruht, die mit einer bestimmten Häufigkeit bzw. Frequenz $\nu = N/t$ ($N, t \rightarrow \infty$) auftreten. Ist die Anzahl n der im Intervall $(0, t)$ beobachteten Ereignisse die stochastische Variable, dann liegt ein Poisson-Prozeß vor. Bei der zeitlichen Steuerung ist aber die Wartezeit zwischen zwei Ereignissen die stochastische Variable. Beim Poisson-Prozeß sind die Wartezeiten x exponentiell verteilt. Dies ist ein Spezialfall der allgemeineren Gammaverteilung, definiert durch

$$p(x) = a \frac{(ax)^\nu}{\nu!} \exp(-ax) \quad (4.2)$$

mit $\nu = 0, 1, 2, \dots$. Die Gamma-Verteilung ist in Abb. 4.1(a) für $\nu = 0, 1, 2$ dargestellt. Um beliebige Mittelwerte und Varianzen simulieren zu können, betrachten wir im folgenden eine verschobene Gamma-Verteilung, $x \mapsto x + c$, deren Mittelwert $\mu_x = c + 3/a$ und Varianz $\sigma_x^2 = 3/a^2$ durch die Parameter a und c vorgegeben werden. Für die Simulation von Zufallszahlen, die der Gamma-Verteilung folgen,

$$\tilde{x} = -\frac{1}{\nu} \ln(r_1 \cdot r_2 \cdot \dots \cdot r_{\nu+1}), \quad (4.3)$$

werden $\nu + 1$ in $(0, 1]$ gleichverteilte Zufallszahlen r_i mit numerischen Standardverfahren [Press et al. 1990] generiert. Die gewünschte Verteilung mit Mittelwert μ_x und Varianz σ_x^2 ergibt sich bei der Wahl $a = \sqrt{3}/\sigma_x$ und $c = \mu_x - 3/a$ durch die Transformation $x \mapsto x + c$. Im folgenden wird $\nu = 2$ gesetzt, um eine glatte Wahrscheinlichkeitsdichte zu erhalten.

In Abbildung 4.1(b) wird die simulierte Gamma-Verteilung mit einer Gaußverteilung

$$p_G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_x} \exp\left(-\frac{(x - \mu_x)^2}{2\sigma_x^2}\right) \quad (4.4)$$

verglichen, die sowohl den gleichen Mittel als auch die gleiche Varianz besitzt. Für kleine Mittelwerte ist die Verwendung einer Gamma-Verteilung notwendig, da Gaußverteilte Zufallszahlen in diesem Fall auch negative Werte annehmen. Dies ist insbesondere für die Simulation von motorischem Rauschen zu beachten (Abschnitt 4.4).

4.1.2 Fehlerkorrektur bei der Zeitgebung

Die Annahme von Fehlerkorrektur bedeutet, daß in die Produktion des Intervalls x_{i+1} ein oder mehrere vorherige Werte x_{i-j} durch Rückkopplung eingehen,

$$x_{i+1} = f(x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-v}; T; c), \quad (4.5)$$

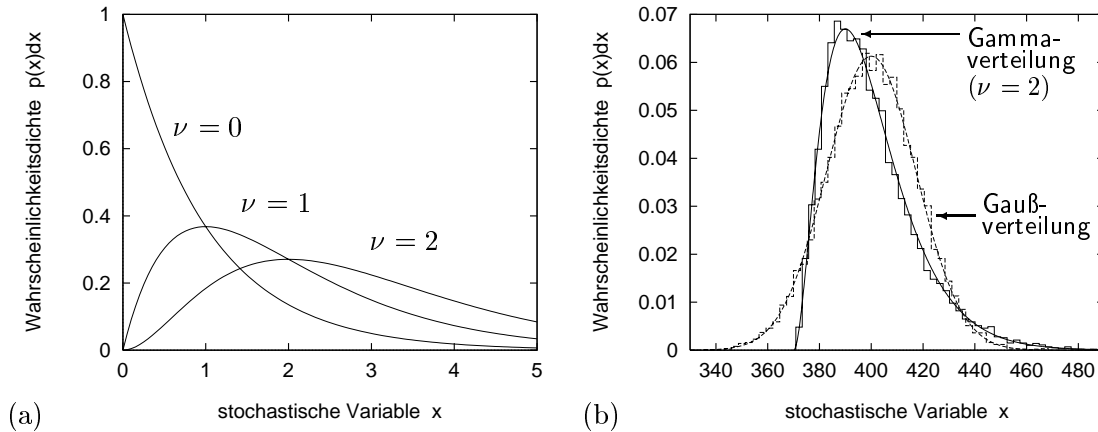


Abbildung 4.1: Wahrscheinlichkeitsdichte für Zeitgebungsprozesse. (a) Die Gamma-Verteilung (4.2) für drei verschiedene Parameter ν . (b) Relative Häufigkeiten für 10^4 Zufallszahlen mit Mittelwert $\mu_x = 400$ und Varianz $\sigma_x^2 = 300$ für die verschobene Gamma-Verteilung und eine Gauß-Verteilung.

wobei f die Korrekturfunktion und v die maximale diskrete Zeitverzögerung (delay time) ist. Die Korrekturfunktion enthält als Argument eine oder mehrere stochastische Variablen T (timer) und hängt von einem Satz von Kontrollparametern c ab. Gleichung (4.5) stellt ein diskretes dynamisches System unter Einfluß von Rauschen dar [Moss & McClintock 1989, Ebeling et al. 1990]. Im Fall $v = 0$ und bei einer linearen Korrekturfunktion erhält man die Modellgleichung

$$x_{i+1} = T_{i+1} + \beta(x_i - \mu_T). \quad (4.6)$$

Die Abweichung des Intervalls x_i vom Mittelwert der Variablen T ist $x_i - \mu_T$. Sie geht linear in den Wert des zu produzierenden Intervalls x_{i+1} ein, wobei der Faktor β die Stärke der Korrektur angibt. Für die Modellierung von Synchronisation mit einem Metronom [Vorberg & Wing 1996] steckt in dieser Gleichung implizit die Annahme, daß der Mittelwert des Timers μ_T mit dem von außen durch das Metronom vorgegebenen Zielwert π exakt übereinstimmt. Die Aufgabe dieser Annahme, also der Fall $\mu_T \neq \pi$, ist für die qualitative Analyse der Lösungen aber ohne Bedeutung, weil dieser Fall durch eine lineare Transformation der Variablen in Gleichung (4.6) überführt werden kann.

Für eine qualitative Untersuchung der Lösungen von (4.6) wird nun der deterministische Grenzfall einer verschwindenden Timer-Varianz $\sigma_T^2 \rightarrow 0$ betrachtet. Dann gilt $T_i = \mu_T$ für alle i . Mit Hilfe der Definition $z_i = x_i - \mu_T$ ergibt sich die Gleichung

$$z_{i+1} = \beta z_i. \quad (4.7)$$

Sie besitzt einen Fixpunkt bei $z^\bullet = 0$. Aufgrund der Linearität der Gleichung ist seine Stabilität direkt vom Wert von β ablesbar: z^\bullet ist stabil für $|\beta| < 1$. Je nach dem Vorzeichen von β geschieht die Annäherung einer Trajektorie an den Fixpunkt z^\bullet entweder monoton ($0 < \beta < 1$) oder oszillierend ($-1 < \beta < 0$).

Ein Vorteil linearer dynamischer Modelle liegt darin, daß sich nicht nur ihr qualitatives Verhalten (im deterministischen Fall) sondern auch stochastische Eigenschaften weitgehend analytisch untersuchen lassen. Eine wichtige Frage bei der stochastischen Modellierung von Timing-Prozessen lautet, wie groß die Timer-Varianz σ_T^2 sein muß, damit die

beobachtete Varianz σ_x^2 der produzierten Intervalle in der Zeitreihe $\{x_i\}$ erklärt werden kann.

Zur Beantwortung dieser Frage geht man von der Definition des Modells (4.6) aus und setzt sie in $\text{var}(x_i) = \text{cov}(x_i, x_i)$ ein. Dieser Ausdruck läßt sich dann durch die Anwendung der Distributivität der Kovarianzen¹ vereinfachen. Diese Vorgehensweise führt auf

$$\text{var}(x_i) = \text{var}(T_i) + 2\beta \text{cov}(x_{i-1}, T_i) + \beta^2 \text{var}(x_{i-1}). \quad (4.8)$$

Wenn die Variablen x_{i-1} und T_i als unkorreliert angenommen werden, $\text{cov}(x_{i-1}, T_i) = 0$, ergibt sich schließlich die Beziehung

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{1 - \beta^2} \sigma_T^2. \quad (4.9)$$

Dieses Ergebnis ist eine Folge der Stabilität des Fixpunktes z^\bullet : Nähert man sich der Stabilitätsgrenze $|\beta| = 1$, dann divergiert die Varianz $\sigma_x^2 \rightarrow \infty$. Entsprechende Untersuchungen für eine nichtlineare Korrekturfunktion werden im folgenden mit numerischen Simulationen durchgeführt und mit diesem Ergebnis verglichen (Abb. 4.4(c), S. 52).

4.1.3 Nichtlineare Kontrolle

Ist die Korrektur für kleine Abweichungen $y = x_i - \mu_T$ vom Zielwert linear, tritt aber für größere Abweichungen eine Sättigung auf, dann ergibt sich eine für biologische Systeme typische Form einer nichtlinearen Korrekturfunktion [May 1976, Murray 1993, Schiek 1994, Seidel & Herzel 1995]. Als psychologische Motivation dient hier die endliche Geschwindigkeit der Informationsverarbeitung im Gehirn, die, insbesondere bei kurzen Intervallzeiten, eine Begrenzung (Sättigung) für die Kontrollprozesse ergibt. Als Spezialfall einer solchen sigmoiden Funktion wird im folgenden eine tanh-Funktion betrachtet (Abb. 4.2), die auf die Gleichung

$$x_{i+1} = T_{i+1} + k \tanh[\alpha (x_i - \mu_T)] \quad (4.10)$$

führt, wobei k und α reell sind und $\alpha > 0$. Im deterministischen Fall, $\sigma_T^2 \rightarrow 0$, erhält man mit Hilfe der Definitionen $z_i = \alpha (x_i - \mu_T)$ und $c = k\alpha$ die Gleichung

$$z_{i+1} = c \tanh(z_i) = f(z_i), \quad (4.11)$$

deren qualitatives Verhalten nun analysiert werden soll. Das qualitative Verhalten der Lösungen von (4.11) wird durch die Fixpunkte und ihre Stabilität bestimmt. Für eindimensionale Systeme lautet die Fixpunktgleichung für Fixpunkte der Periode p

$$z = f^p(z), \quad (4.12)$$

wobei f^p die p -fache Anwendung der Funktion f bedeutet. Ein Fixpunkt der Periode p sei mit $z^{(p)} = z^\dagger$ bezeichnet. Die gesamte Sequenz

$$\{z^\dagger, f(z^\dagger), \dots, f^{p-1}(z^\dagger)\} \quad (4.13)$$

heißt periodischer Orbit der Periode p [Arrowsmith & Place 1990].

¹Die Distributivität der Kovarianzen besagt:

$\text{cov}(au + bv, cx + dy) = ac \text{cov}(u, x) + ad \text{cov}(u, y) + bc \text{cov}(v, x) + bd \text{cov}(v, y)$.

Hierbei sind die stochastischen Variablen mit u, v, x, y und die Konstanten mit a, b, c, d bezeichnet.

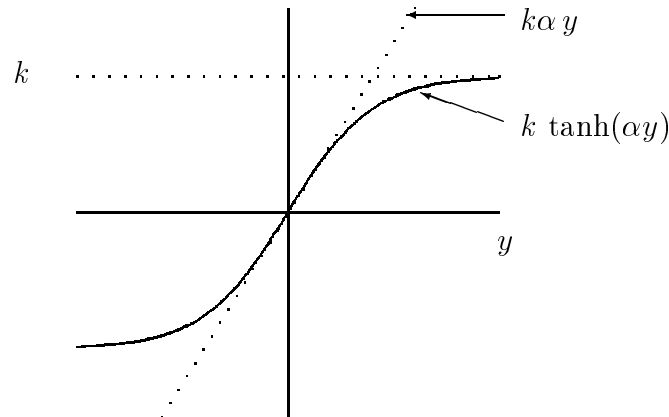


Abbildung 4.2: Die sigmoide Korrekturfunktion $f(y) = k \tanh(\alpha y)$ enthält zwei Parameter k und α , mit denen die Steigung $k\alpha$ bei $y = 0$ und die Sättigung k für große Abweichungen $y = x_i - \mu_T$ vom Zielwert unabhängig voneinander gewählt werden können.

Die Fixpunktgleichung (4.12) ist im allgemeinen nicht vollständig analytisch lösbar. Wegen $\tanh(0) = 0$ ist — wie bei linearer Fehlerkorrektur (4.7) — $z^\bullet = 0$ ein Fixpunkt des Modells. Im Fall höherer Perioden $p \geq 2$ kann man durch Approximation der Funktion eine Näherungslösung berechnen. Dazu eignet sich eine stückweise lineare Funktion der Form

$$\tilde{f}(z) = \begin{cases} c \cdot z, & \text{falls } |z| < 1 \\ -c, & \text{falls } z \leq -1 \\ c, & \text{falls } z \geq 1 \end{cases}, \quad (4.14)$$

die ebenfalls als Beispiel für eine sigmoide Korrekturfunktion angesehen werden kann. Der Fixpunkt $z^{(1)} = 0$ der Periode 1 existiert offenbar für beliebige Werte des Kontrollparameters c wie im linearen Fall. Er sei mit z^\bullet bezeichnet. Für $|c| < 1$ gibt es offenbar keine weiteren Fixpunkte $z^{(1)}$, weil sich, geometrisch ausgedrückt, $\tilde{f}(z)$ nicht mit der Winkelhalbierenden schneidet.

Im Fall $c > 1$ gibt es weitere Fixpunkte der Periode 1. Hier existieren zwei Fixpunkte $z^{(1)} = \pm c$, denn es gilt $\tilde{f}(c) = c$ und $\tilde{f}(-c) = -c$. Diese Fixpunkte seien mit $\pm z^*$ bezeichnet. Dies ist für die exakte Funktion $f(z)$ in Abb. 4.3(a) dargestellt. Im nun zu untersuchenden Fall $c < -1$ ergibt sich ein anderes Bild. Das läßt sich leicht durch graphische Iteration einsehen (Abb. 4.3(b)). Die Lösungen oszillieren um den Ursprung. Daher existieren keine neuen Fixpunkte der Periode 1, sondern es gibt einen stabilen Orbit der Periode 2. Es gilt: $\tilde{f}(\tilde{f}(c)) = \tilde{f}(-c) = c$ und $\tilde{f}(\tilde{f}(-c)) = \tilde{f}(c) = -c$, also ist $z^{(2)} = \pm c$. Damit sind $z^{(2)} = \pm c$ Fixpunkte der Periode 2, die zu demselben periodischen Orbit gehören. Die Werte von $z^{(2)}$ weichen von $\pm c$ ab, wenn man statt der Approximation \tilde{f} die Funktion $f(z) = c \tanh(z)$ betrachtet.² Dies ist aber für die hier angestellten qualitativen Überlegungen unerheblich.

Die Änderung des qualitativen Verhaltens der Lösungen eines dynamischen Systems bedeutet eine Bifurkation. Neben der Existenz von Fixpunkten muß auch ihre Stabilität un-

²Die numerischen Lösungen weichen in diesem Fall für $|c| < 3$ deutlich von den Näherungslösungen ab. So ergibt sich z.B. für $c = -1.5$ der Wert $z^{(2)} = \pm 1.288$, für $c = -2$ der Wert $z^{(2)} = \pm 1.915$ und für $c = -3$ der Wert $z^{(2)} = \pm 2.985$.

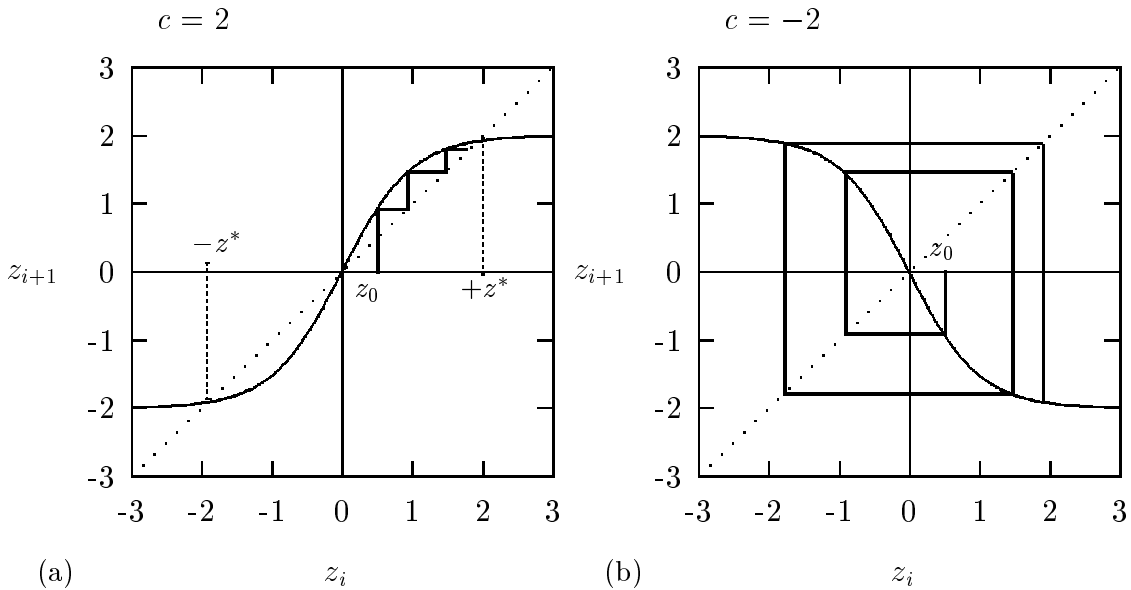


Abbildung 4.3: Im Fall der sigmoiden Korrekturfunktion (4.11) entstehen für $|c| > 1$ neue stabile Lösungen durch Bifurkationen. (a) Für $c = 2$ koexistieren zwei Fixpunkte z^* und $-z^*$ der Periode 1. (b) Für $c = -2$ findet eine Periodenverdopplung statt, so daß ein stabiler Orbit $\{z^{(2)}, -z^{(2)}\}$ der Periode 2 entsteht.

tersucht werden. Ist $z^{(1)}$ ein Fixpunkt der Periode 1, dann gibt die Zeitentwicklung einer kleinen Störung ϵ um diesen Fixpunkt Aufschluß über seine Stabilität. Mit der Taylor-Entwicklung

$$f(z^{(1)} + \epsilon) = f(z^{(1)}) + \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{z=z^{(1)}} \epsilon + \mathcal{O}(\epsilon^2) \quad (4.15)$$

gilt in einer genügend kleinen Umgebung um den Fixpunkt die lineare Approximation der Dynamik

$$\epsilon_{i+1} = f'(z^{(1)}) \cdot \epsilon_i \quad \text{mit} \quad f'(z^{(1)}) = \frac{c}{\cosh^2(z^{(1)})}. \quad (4.16)$$

Für den Fixpunkt $z^\bullet = 0$ bedeutet das wegen $\cosh(0) = 1$, daß er genau dann stabil ist, wenn $|c| < 1$. Dies entspricht also genau dem linearen Fall (4.7).

Die Stabilität der für $|c| > 1$ existierenden Fixpunkte läßt sich ohne Rechnung unmittelbar einsehen: Die Funktion f hat im Ursprung eine Steigung $|f'(0)| = |c| > 1$. Damit f für $z > 0$ die Winkelhalbierende in einem Fixpunkt $z^{(1)}$ schneiden kann, muß die Steigung $f'(z)$ für ein $\tilde{z} < z^{(1)}$ kleiner als 1 werden (wegen der Stetigkeit von f). Es gilt aber $f'(z) > 0$ und f ist streng monoton fallend, d.h. $f''(z) < 0$. Es gibt daher keine Wendepunkte. Ist die Steigung an irgendeiner Stelle $\tilde{z} > 0$ kleiner als 1, dann muß sie für alle anderen $z > \tilde{z}$ auch kleiner als 1 sein, also auch für den Fixpunkt $z^{(1)}$. Für $z < 0$ läßt sich analog argumentieren. Damit sind alle Fixpunkte $z \neq 0$ stabil, sofern sie existieren.

Die Fixpunkte und ihre Stabilität sind im Bifurkationsdiagramm (Abb. 4.4(a)) zusammengefaßt. An der Stelle $c = -1$ findet eine Periodenverdopplung statt. Der Fixpunkt $z^\bullet = 0$ wird instabil und ein stabiler Orbit $\{z^*, -z^*\}$ der Periode 2 wird neu geschaffen. Für positive Werte des Kontrollparameters c findet man bei $c = 1$ eine Gabelbifurkation. Auch hier wird die Lösung z^\bullet instabil, es koexistieren aber zwei verschiedene stabile Fixpunkte

$\pm z^*$ der Periode 1. Je nach dem Startwert wird sich eine Trajektorie entweder dem Punkt z^* oder $-z^*$ annähern.

Damit ist die Frage nach dem qualitativen Verhalten der dynamischen Gleichung (4.10) mit der nichtlinearen, sigmoiden Korrekturfunktion beantwortet. Der dabei untersuchte Grenzfall verschwindender Zeitgeberfluktuationen $\sigma_T^2 \rightarrow 0$ stellt aber noch kein realistisches Modell zur Bewegungssteuerung dar.

Beim linearen Modell (4.6) wurde die Beziehung (4.9) zwischen Zeitgebervarianz σ_T^2 und Varianz der produzierten Intervalle σ_x^2 durch analytische Rechnungen gewonnen. Der Einfluß von Zeitgeberfluktuationen auf die Dynamik des nichtlinearen Modells läßt sich mit stochastischen Simulationen der entsprechenden Gleichung (4.10) untersuchen. Für eine mittlere Intervalldauer $\mu_T = 100$ ms und eine Standardabweichung $\sigma_x = 10$ ms werden Realisierungen T_i der stochastischen Variablen T simuliert (vgl. Abschnitt 4.1.1). Um transientes Verhalten auszuschließen, werden dabei die ersten 1000 Iterationen verworfen und weitere 1000 Iterationen mit Hilfe von Gleichung (4.10) für die Erzeugung der Zeitreihen generiert. Die Kontrollparameter haben dabei die Werte $\alpha = 0.05$ und $k = -60 \dots +60$, um die Korrekturfunktionen geeignet zu skalieren. Das für das qualitative Verhalten der Lösungen wichtige Produkt $c = k\alpha$ wird demnach zwischen -3 und 3 variiert.

Die Simulationsergebnisse sind in Abb. 4.4(b) dargestellt. Der Bereich $|k\alpha| < -1$ des stabilen Fixpunktes $z^\bullet = 0$ ist deutlich zu erkennen. Hier gibt es nur kleine Fluktuationen um den idealen Wert. Beim negativen Bereich $k\alpha < -1$ spaltet sich die Linie der stabilen Zustände in den Orbit der Periode 2 auf. Er ist erst für kleinere Werte als $k\alpha \approx -2.5$ stabil. Im Bereich dazwischen gibt es kritische Fluktuationen in der Nähe der Bifurkation. Für $k\alpha > 1$ koexistieren zwei stabile Lösungen $\pm z^*$. Die durchgezogene und die gestrichelte Linie markieren Simulationen mit positiven bzw. negativen Startwerten $z_0 = x_0 - \mu_T$. In der Nähe der Bifurkation kommt es hier zu Übergängen zwischen den deterministischen Fixpunkten $\pm z^*$. Diese Übergänge werden von den Fluktuationen von T induziert.

Die Varianz σ_x^2 der produzierten Intervalle in Abhängigkeit von $k\alpha$ verdeutlicht den Effekt der kritischen Fluktuationen in der Nähe der Bifurkationen (Abb. 4.4(c)). Die Varianz wächst zunächst schwächer an als im linearen Fall, wo sie bei $\beta \rightarrow 1$ bzw. $\beta \rightarrow -1$ divergiert. Wenn sich die Dynamik in der Nähe der neuen Fixpunkte stabilisiert hat, fällt die Varianz³ abrupt auf den Wert von $\sigma_x^2 = 100$ (ms)² ab, der durch die stochastische Variable T erzeugt wird. In der Nähe des Wertes $|c| = 2$ hat man also deutliche Wechselwirkung zwischen der nichtlinearen Fehlerkorrektur und den stochastischen Fluktuationen von T .

Ein Resultat dieser theoretischen Untersuchungen besteht darin, daß qualitative Übergänge auf die Existenz einer nichtlinearen Korrekturfunktion hindeuten. Dieses Ergebnis gilt auch allgemeiner: Es ist eine typische Eigenschaft nichtlinearer Systeme, daß bei Variation ihrer Parameter Phasenübergänge auftreten. Um die Relevanz nichtlinearer Dynamik für die Bewegungssteuerung zu überprüfen, kann bei der Analyse von Zeitreihen nach qualitativen Übergängen (Phasenübergängen) gesucht werden. Dieser Weg ist im Kapitel 3 ausgearbeitet worden. Ein anderer Zugang wird nun beschrieben. Dabei nutzt man aus,

³Im Fall des Orbits der Periode 2 wurden je Zeitreihe zwei Varianzen berechnet, um die Schwankungen um diesen Orbit zu messen. Dazu wird die Zeitreihe $\{x_i\}$ aufgeteilt in zwei neue Zeitreihen $x'_j = x_{(2j-1)}$ und $x''_j = x_{2j}$. Sofern keine durch Rauschen induzierten Übergänge zwischen den Fixpunkten $\pm z^*$ auftreten, sind die Varianzen $\text{var}(x')$ und $\text{var}(x'')$ im Falle eines Periode-2-Orbits deutlich kleiner als $\text{var}(x)$. Der Grund liegt in den unterschiedlichen Mittelwerten $\langle x' \rangle \neq \langle x'' \rangle$.

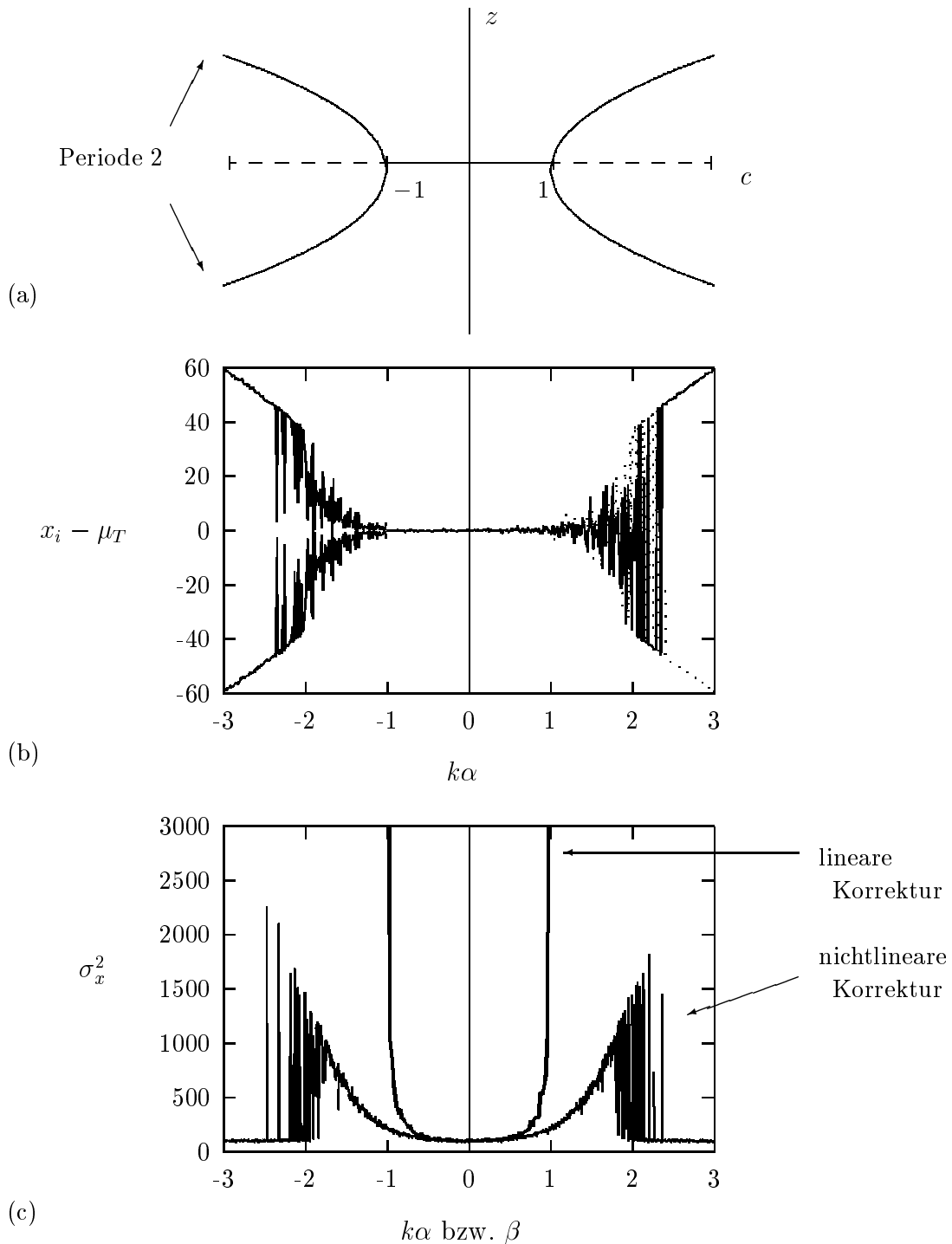


Abbildung 4.4: Bifurkationsdiagramm und numerische Simulationen des nichtlinearen Modells (4.10). (a) Bei $c = -1$ existiert eine Periodenverdopplung, bei $c = 1$ eine Gabelbifurkation (pitchfork) mit den stabilen Lösungen $\pm z^*$. (b) Stochastische Simulationen zeigen kritische Fluktuationen im Bereich des Bifurkationspunktes. (c) Bei linearer Fehlerkorrektur divergiert die Varianz σ_x^2 , wenn sich die Korrekturstärke den kritischen Werten $\beta = \pm 1$ nähert (4.9). Bei nichtlinearer Fehlerkorrektur wächst die Varianz σ_x^2 zunächst weniger stark an und fällt schließlich auf den Wert von σ_T^2 ab, wenn sich die Dynamik in einer Umgebung der neuen stabilen Lösungen stabilisiert.

daß nichtlineare Systeme durch die Existenz ihrer periodischen Orbits charakterisierbar sind [Cvitanović 1992a].

4.1.4 Test auf instabile Fixpunkte in Zeitreihen

Das lineare Modell (4.6) besitzt für $|\beta| > 1$ keine stabile asymptotische Lösung. Im stochastischen Fall äußert sich dies darin, daß die Varianz σ_x^2 divergiert. Das nichtlineare Modell (4.10) macht hingegen die Vorhersage, daß für $|k\alpha| > 1$ stabile Lösungen existieren, aber der Fixpunkt $z^\bullet = 0$ instabil ist. Die Existenz instabiler Fixpunkte ist eine typische Eigenschaft nichtlinearer Systeme und kann ausgenutzt werden, um einen Test auf Determinismus und Nichtlinearität in Zeitreihen zu konstruieren [Pei & Moss 1996, So et al. 1996]. Bei diesem Test wird in der Zeitreihe nach Sequenzen gesucht, die auf instabiles Verhalten hindeuten. Diese Analyse geschieht lokal, jeweils nur bezogen auf eine kleine Anzahl von Punkte der Zeitreihe. Dadurch eignet sich das Testverfahren insbesondere für instationäre Zeitreihen und solche, die mit starken Fluktuationen behaftet sind⁴.

Die zu untersuchende Zeitreihe $\{x_i\}$ wird zunächst in einem sog. Scatterplot (x_{i+1}, x_i) dargestellt. Existiert ein instabiler Fixpunkt der Periode 1, dann nähert sich dieser entlang der stabilen Mannigfaltigkeit an den Fixpunkt an und entfernt sich wieder entlang der instabilen Mannigfaltigkeit. Diese Mannigfaltigkeiten werden in einer Umgebung des instabilen Fixpunktes in erster Näherung als Geraden approximiert, wobei die stabile Richtung eine Steigung mit einem Betrag kleiner als 1 und die instabile eine Steigung mit einem Betrag größer als 1 besitzt. Man betrachtet nun eine Sequenz von 5 Punkten im Scatterplot mit folgenden Bedingungen [Pei & Moss 1996]:

- (i) Die ersten drei Punkte liegen näherungsweise auf einer Geraden mit einer Steigung m mit $|m| < 1$ (stabile Richtung).
- (ii) Die letzten drei Punkte liegen näherungsweise auf einer Geraden mit einer Steigung m' mit $|m'| > 1$ (instabile Richtung). Der dritte Punkte der Sequenz liegt also näherungsweise auf beiden Geraden.
- (iii) Der Schnittpunkt der beiden Geraden liegt in einem Abstand $d < \epsilon$ von der Winkelhalbierenden. Dieser Punkt ist ein Kandidat für einen instabilen Fixpunkt.

Im Fall einer eindimensionalen Abbildung, die unser Modell zur Produktion der Intervallzeiten ist, muß der Test abgeändert werden. Da keine stabile Mannigfaltigkeit existiert, entfällt Bedingung (i); es werden daher nur drei Punkte betrachtet. Außerdem gibt es in Bedingung (iii) keinen Schnittpunkt mehr. Hier fordert man lediglich, daß der erste der drei Punkte im Abstand $d < \epsilon$ von der Winkelhalbierenden liegt.

Sind Zeitreihen mit großen statistischen Schwankungen behaftet, dann werden in der Regel „zufällige“ Kandidaten für instabile periodische Orbits nach den Bedingungen (i)–(iii)

⁴Für chaotische Systeme, die hier nicht untersucht werden, ist die Dynamik bereits im rein deterministischen Fall durch instabile periodische Orbits charakterisierbar [Cvitanović 1992b]. Im stochastischen Fall können die Fluktuationen die Trajektorien des Systems aber auch ohne die Existenz eines chaotischen Attraktors immer wieder in die Nähe der instabilen periodischen Orbits treiben, so daß diese detektierbar sind.

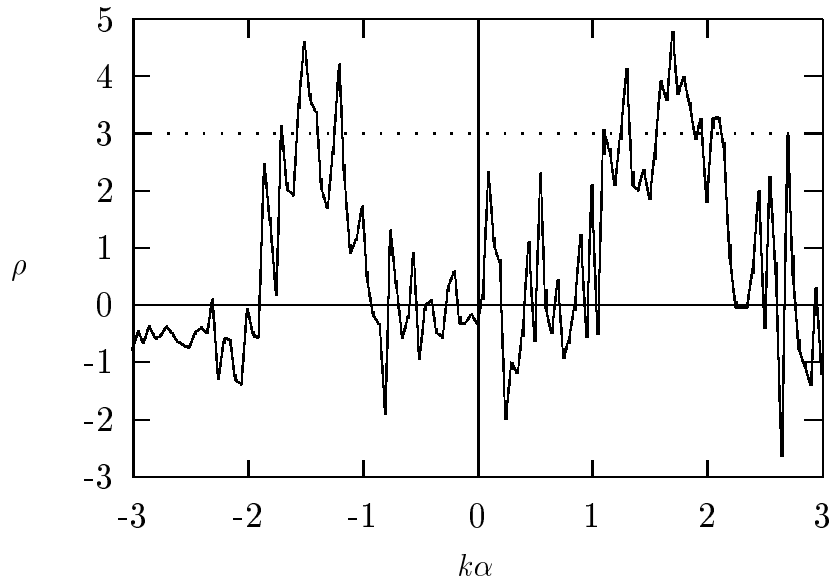


Abbildung 4.5: Mit Hilfe des Tests auf instabile periodische Orbits [Pei & Moss 1996] läßt sich in den simulierten Zeitreihen (vgl. Abb. 4.4(b,c)) eine hohe Signifikanz für Nichtlinearität finden, wenn kritische Fluktuationen auftreten. In diesem Fall werden die Trajektorien durch die Fluktuationen des Zeitgebers immer wieder in die Nähe des instabilen Fixpunktes $z^\bullet = 0$ getrieben. Von den Ersatzdaten kann das dabei auftretende instabile Verhalten nicht reproduziert werden.

gefunden. Die Signifikanz des Ergebnisses muß deshalb mit Hilfe der Methode der Ersatzdaten (surrogate data) getestet werden [Theiler et al. 1992a,b]. Die Anzahl der in den Originaldaten gefundenen Kandidaten für instabile Fixpunkte werde mit N bezeichnet. Die entsprechende Anzahl von Kandidaten in einer Ersatzdatenreihe sei N_E , der Mittelwert über alle Ersatzdaten $\langle N_E \rangle$ und die Varianz σ_E^2 . Dann läßt sich als Maß für die Signifikanz die Größe

$$\rho = \frac{N - \langle N_E \rangle}{\sigma_E} \quad (4.17)$$

definieren. Für Gaußverteilte N_E entspricht ein Signifikanz-Niveau von $\rho \geq 3$ einer Wahrscheinlichkeit von 99% dafür, daß sich Originaldaten und Ersatzdaten unterscheiden. Die Ergebnisse dieses Test sind in Abb. 4.5 dargestellt.

In den Parameterbereichen, wo kritische Fluktuationen auftreten (vgl. Abb. 4.4(c)), werden die Trajektorien immer wieder in die Nähe des instabilen Fixpunktes $z^\bullet = 0$ geworfen. Als Ergebnis erhält man hohe Signifikanz für instabiles Verhalten in Zeitreihen, die mit dem nichtlinearen Modell (4.10) simuliert wurden.

Der Test auf instabile Fixpunkte ermöglicht es also, die Relevanz nichtlinearer Bewegungskontrolle zu prüfen. Dies soll anhand von experimentellen Zeitreihen zu alternierendem Finger-Tapping gezeigt werden. Die an der experimentellen Studie beteiligten Versuchspersonen wurden jeweils vor und nach den einzelnen Sitzungen aufgefordert, mit der für sie maximalen Geschwindigkeit, alternierendes Finger-Tapping auszuführen (vgl. Abschnitt 2.1). Auf die entsprechenden Zeitreihen wird nun der Test auf instabile Fixpunkte angewendet. Tabelle 4.1 zeigt das Signifikanz-Maß ρ , die Anzahl N der Kandidaten für UPOs in den Originalzeitreihen und das Maximum N_E^{\max} der Anzahl von UPO-Kandidaten über

Tabelle 4.1: Ergebnis des Tests auf instabile periodische Orbits (UPOs) in den Daten für alternierendes Finger-Tapping (maximale Rate). Die Fälle hoher Signifikanz sind durch ‘*’ hervorgehoben. ‘Prob.’ bezeichnet die Nummer der Versuchsperson.

Junge Amateure				Experten				Alte Amateure			
Prob.	ρ	N	N_E^{\max}	Prob.	ρ	N	N_E^{\max}	Prob.	ρ	N	N_E^{\max}
701	1.1	156	162	801	0.9	193	205	901	1.2	136	143
702	0.2	154	169	802	2.0	244	249	902	1.1	159	171
703	4.6	177*	161	803	-0.9	241	270	903	2.1	160	162
704	-0.2	174	187	804	3.5	251*	244	904	3.7	193*	184
705	2.8	161	166	805	-0.3	231	246	905	1.8	142	147
706	2.5	184*	183	806	2.2	205	209	906	2.2	159	159
708	1.3	188	198	807	4.0	192*	180	907	0.8	130	138
709	1.6	197	204	808	1.8	268	276	908	2.5	122	129
710	1.3	169	179	809	1.0	212	221	909	0.8	144	154
711	1.3	209	214	810	0.3	180	194	910	2.8	155*	154
712	2.9	172	176	811	0.3	185	201	911	3.3	197*	192
713	0.0	164	178	812	2.5	200	201	912	2.3	149	149
714	1.7	165	167	813	1.0	160	168	913	1.0	162	169
715	4.2	174*	163	814	0.5	222	236	914	4.6	155*	142
716	-0.2	182	198	815	0.4	257	274	915	2.9	162*	160

alle 99 Ersatzdatensätze. Ist die Anzahl $N > N_E^{\max}$, dann sprechen wir von einer hohen Signifikanz für die Existenz eines instabilen periodischen Orbits. Die numerischen Ergebnisse zeigen für 10 von 45 Versuchspersonen hohe Signifikanz für die Existenz eines instabilen Fixpunktes der Periode 1. Damit wird zwar kein spezielles Modell wie Gleichung (4.10) bestätigt, aber die grundsätzliche Relevanz für nichtlineare Fehlerkontrolle erwiesen.

Bereits die Untersuchungen zum theoretischen Modell (Abb. 4.5) haben gezeigt, daß zum erfolgreichen Nachweis von instabilen periodischen Orbits zwei Bedingungen erfüllt sein müssen. Zum einen muß $|k\alpha| > 1$ gelten, andererseits muß die Varianz der Zeitgeberfluktuationen σ_T^2 so groß sein, daß die Trajektorie durch das Rauschen immer wieder in die Nähe des instabilen periodischen Orbits $z^\bullet = 0$ getrieben wird. Da nicht anzunehmen ist, daß beide Bedingungen für alle Versuchspersonen erfüllt sind, ist es ein plausibles Ergebnis, daß für 10 von 45 Versuchspersonen eine hohe Signifikanz für die Existenz instabiler periodischer Orbits gefunden wurde.

Auffällig an Tabelle 4.1 ist außerdem, daß es offenbar einen Zusammenhang zwischen dem Vorhandensein von instabilen periodischen Orbits und der Kompetenz der Versuchspersonen gibt. In der Gruppe der alten Amateure wurden 5, bei den jungen Amateuren 3 und bei beiden Experten 2 Fälle hoher Signifikanzen ermittelt. Dies steht in Einklang mit der Interpretation, daß nichtlineares Verhalten dort auftritt, wo die Bewegungssteuerung ihre Leistungsgrenze erreicht. Diese Grenze ist bei den alten Versuchspersonen zuerst erreicht.

4.2 Ein dynamisches Modell zur Rhythmusproduktion

In diesem Abschnitt wird ein dynamisches Modell zur Produktion von Polyrythmen entwickelt. Ausgangspunkt für die Modellierung sind die bei den Polyrythmen gefundenen Phasenübergänge in den Symbolmustern. Dazu wird der Zusammenhang zwischen periodischen Symbolmustern und Bifurkationen (Periodenverdopplungen) diskutiert und der Einfluß von Zeitverzögerungen bei der Fehlerkorrektur auf die Periodizität der Symbolsequenzen erläutert (Abschnitt 4.2.1). Der Grundgedanke für die Modellierung bimanueller Koordination besteht darin, zwei Gleichungen für die Zeitgebung mit nichtlinearer Fehlerkontrolle des in Abschnitt 4.1 betrachteten Typs mit einer geeigneten Kopplung zu kombinieren. Dies wird in Abschnitt 4.2.2 diskutiert. Der Zusammenhang zu den in den experimentellen Daten gefundenen Symbolmustern wird in Abschnitt 4.2.3 dargestellt.

Das hier vorgeschlagene Modell bezieht sich auf die Ebene kognitiver Kontrolle [Scheffczyk et al. 1997]. Obwohl das Modell für stochastische Variablen formulierbar ist, wird zunächst der Fall verschwindender Fluktuationen untersucht. Die stochastische Beschreibung ist Thema von Abschnitt 4.3.

4.2.1 Zeitverzögerte Rückkopplung

Die Modellierung der Zeitgebung einer periodischen Bewegung einer einzelnen Hand ist mit der nichtlinearen Gleichung (4.10) auf S. 48 möglich. Besteht eine gemessene Zeitreihe $\{x_i\}$ aus kleinen statistischen Fluktuationen um den Mittelwert $\langle x \rangle$, dann erhält man zufällige Symbolsequenzen bei der 2-Symbol-Kodierung. Im Experiment werden, besonders bei mittleren bis hohen Ausführungstempi, bei fast allen Versuchspersonen Symbolsequenzen beobachtet, die stark von einer Zufallssequenz abweichen. Im Extremfall erhält man perfekt periodische Symbolmuster. Die im vorigen Abschnitt untersuchte Bifurkation, die zu einer Periodenverdopplung ($k\alpha < -1$) führt, ergibt für die transformierte Variable $z = \alpha(x_i - \mu_T)$ eine Oszillation um 0. Diese Oszillation führt zu einer periodischen Symbolsequenz ...10101010..., wenn ihre Amplitude groß gegen die Standardabweichung σ_T der Fluktuationen des Zeitgebers ist.

In den experimentellen Zeitreihen finden sich allerdings auch längere Perioden. Im Modell lassen sich Symbolmuster höherer Periodizität mit Hilfe *zeitverzögerter* Rückkopplung erzeugen. Im allgemeinen Fall (4.5) hängt der zu produzierende Wert x_{i+1} von mehreren vorherigen Werten x_{i-j} ab. Eine einfache Erweiterung des Modells gegenüber dem Fall ohne Zeitverzögerung (4.10) stellt die Gleichung

$$x_{i+1} = T_{i+1} + k \tanh[\alpha(x_{i-d} - \mu_T)] \quad (4.18)$$

dar, bei der nur der Wert eines vorherigen Intervalls x_{i-d} , das gegenüber x_i um d Schritte zeitverzögert ist, in die Korrekturfunktion eingeht.

Im deterministischen Fall, d.h. $T_i = \mu_T$ für alle i , können mit Gleichung (4.10) für $k < 0$ und $|k\alpha| > 1$ Symbolmuster der maximalen Periodenlänge $2(d+1)$ erzeugt werden. Das läßt sich zeigen, indem eine einzelne Zeitreihe $\{x_0, x_1, x_2, \dots\}$ in $d+1$ verschiedene Sequenzen

zerlegt wird,

$$\begin{array}{ccccccc}
 \{ x_0, & x_{d+1}, & x_{2d+2}, & \cdots, & x_{l(d+1)}, & \cdots \} \\
 \{ x_1, & x_{d+2}, & x_{2d+3}, & \cdots, & x_{l(d+1)+1}, & \cdots \} \\
 \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \\
 \{ x_d, & x_{2d+1}, & x_{3d+2}, & \cdots, & x_{l(d+1)+d}, & \cdots \}
 \end{array} \quad (4.19)$$

Hierbei haben die einzelnen Reihen die Periode 2. In Abhängigkeit von den Startwerten $\{x_0, x_1, x_2, \dots, x_d\}$ hat die vom Modell generierte Zeitreihe damit eine Periode der maximalen Länge d . Damit wird die Frage, ob periodische Symbolsequenzen auftreten, durch die Wahl der Kontrollparameter k und α beantwortet, während das spezielle beobachtete Symbolmuster durch die Startwerte determiniert wird. Dieser Sachverhalt ist für das Modell bimanueller Rhythmusproduktion wichtig (Abschnitt 4.2.3).

Die Zeitverzögerung bei der Rückkopplung ist eine Möglichkeit, die Vielfalt der im Experiment gefundenen periodischen Symbolsequenzen bei der Modellierung zu reproduzieren. Zusätzlich ist die Anwesenheit von zeitverzögerter Fehlerkorrektur aber auch physiologisch und psychologisch plausibel. Die zugrundeliegenden neurophysiologischen Prozesse der Informationsverarbeitung verlaufen nicht instantan. Deshalb ist, zumindest für schnelle Bewegungen, eine endliche Zeitverzögerung $d > 0$ zu erwarten. Experimentell wurde dies für eine unimanuelle, isochrone Synchronisationsaufgabe bestätigt [Vorberg & Schulze 1997]. Bei kleinen Zyklusdauern läßt sich für lineare Fehlerkontrolle ein Beitrag mit $d = 1$ finden. Für die hier diskutierten Polyrythmen erscheint aufgrund der schwierigeren Aufgabe auch noch bei mittleren Tempi eine zeitverzögerte Fehlerkorrektur plausibel.

4.2.2 Bimanuelle Synchronisation

Bei bimanuellen Bewegungen tritt das Problem der Sequenzierung auf: Der Rhythmus muß durch die vorgegebene Reihenfolge von Fingerbewegungen produziert werden. Prinzipiell ist es möglich, nur die Zeitgebung mathematisch zu modellieren, d.h. die Steuerung der Intervallzeiten zwischen zwei Anschlägen durch eine Gleichung zu beschreiben und die Auswahl der zu bewegenden Finger, die diese Anschläge ausführen, auf eine, kognitiv höher angesiedelte, Sequenzierungsebene der Bewegungskontrolle zu verlagern (siehe die Diskussion in [Krampe et al. 1996]).

Im Unterschied zu diesem Ansatz soll die bimanuelle Produktion von Rhythmen hier durch die Kopplung von zwei Gleichungen des Typs (4.18) modelliert werden. Dabei werden die Probleme der Sequenzierung und der Zeitgebung gleichzeitig zum Untersuchungsgegenstand erklärt. Die Gleichungen für die von den beiden Händen zu produzierenden Intervalle,

$$x_{j+1}^r = \xi_c^r + k_1^r \tanh[\alpha_1^r (x_{j-d}^r - \xi_{c-1}^r)] + \text{Kopplung}, \quad (4.20a)$$

$$x_{i+1}^l = \xi_c^l + k_1^l \tanh[\alpha_1^l (x_{i-d}^l - \xi_{c-1}^l)] + \text{Kopplung}, \quad (4.20b)$$

werden durch die oberen Indizes ‘ r ’ bzw. ‘ l ’ unterschieden. Die stochastischen Variablen ξ^r und ξ^l liefern die Zyklusdauern für die rechte bzw. linke Hand. Hierbei sind ξ_c^r und ξ_c^l die jeweiligen Realisierungen der stochastischen Prozesse im Zyklus c . Zwischen den Indizes für die Teilintervalle i und j und dem Zyklusindex c besteht der Zusammenhang

$c = \lfloor (j-1)/N^r \rfloor + 1 = \lfloor (i-1)/N^l + 1 \rfloor + 1$, wobei $\lfloor \cdot \rfloor$ den ganzzahligen Anteil des eingeklammerten reellen Ausdrucks bezeichnet.

Befinden wir uns im Zyklus c , dann geht, z.B. für die rechte Hand, die Abweichung $x_{j-d}^r - \xi_{c-1}^r$, gewichtet mit α_1^r , in die Korrekturfunktion ein. Dem liegt die Hypothese zugrunde, daß, erstens, der Informationsfluß vom Zeitgeber zum Korrekturmechanismus nicht instantan geschieht. Als Folge hiervon steht die im Zyklus c durch den Zeitgeber gegebene Intervallzeit ξ_c^r nicht für den Kontrollmechanismus zur Verfügung. Zweitens wird, im Unterschied zu Gleichung (4.10), auch die Annahme aufgegeben, daß ein Zugriff auf die mittlere Intervallzeit $\langle \xi^r \rangle$ möglich ist. Die Begründung hierfür liegt in den Trends in der Zykluslänge (Abb. 3.5(b), S. 26), die typischerweise im Experiment beobachtet werden und eine zuverlässige zentrale Repräsentation des aktuellen Tempos wenig plausibel erscheinen lassen. Aus diesen beiden Gründen wird hier angenommen, daß die Fehlerkorrektur durch Vergleich des Intervalls x_{j-d}^r mit der Zeitgeberrealisierung des vorherigen Taktes ξ_{c-1}^r geschieht.

Betrachten wir nun den Fall, daß ein $N^r : N^l$ -Polyrhythmus produziert werden soll. Dazu müssen pro Zyklus N^r zeitlich äquidistante Anschläge mit der rechten Hand und N^l , ebenfalls äquidistante, Anschläge mit der linken Hand ausgeführt werden. Die Mittelwerte der Zeitgebervariablen ξ^r und ξ^l stehen dann in einem festen Verhältnis zueinander,

$$N^r \cdot \langle \xi^r \rangle = N^l \cdot \langle \xi^l \rangle. \quad (4.21)$$

Die Kopplungsterme in (4.20) müssen nun spezifiziert werden. Im stochastischen Fall, d.h. $\text{var}(\xi^r), \text{var}(\xi^l) > 0$, würde die Dynamik der beiden Hände ohne Kopplung mit der Zeit völlig desynchronisiert (Abb. 4.6). Die Experimente zeigen jedoch, daß die Versuchspersonen, zumindest nach einigen Trainingsdurchgängen, in der Lage sind, den Polyrhythmus mit geringen Synchronisationsfehlern beim gemeinsamen Anschlag am Ende bzw. Anfang eines Taktes auszuführen.

Pro Zyklus werden die ersten drei Teilintervalle in der rechten Hand und die ersten beiden Teilintervalle in der linken Hand ohne Rückgriff auf die Dynamik der jeweils anderen Hand produziert. Für die letzten Teilintervalle muß dann ein Vergleich der Bewegungen der beiden Hände durchgeführt werden, um eine Synchronisation möglich zu machen (Abb. 4.6). Dazu ist das „Umschalten“ auf einen anderen Korrekturmechanismus nötig. Aus Gründen der Konsistenz sollen dieselben Korrekturfunktionen für beide Formen der Fehlerkontrolle

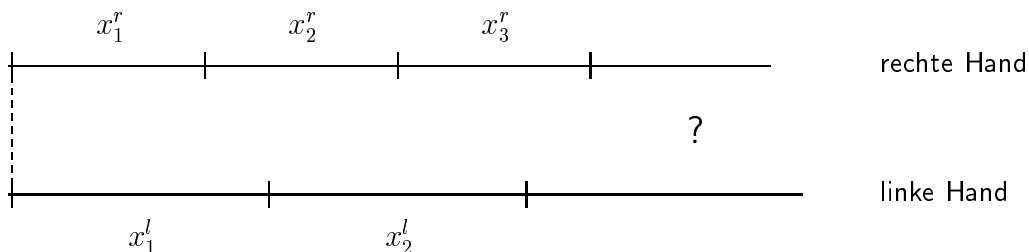


Abbildung 4.6: Das Problem der bimanuellen Synchronisation. Nimmt man dynamische Prozesse für das Generieren der Intervallzeiten innerhalb der Hände an, dann muß die Synchronisation der beiden Bewegungen im betrachteten Modell bei der Produktion des jeweils letzten Intervalls im Zyklus geschehen.

verwendet werden. Dies läßt sich in dem folgenden gekoppelten System von zwei Differenzgleichungen realisieren,

$$x_{j+1}^r = \xi_c^r + \Delta_j^r k_1^r \tanh[\alpha_1^r (x_{j-d}^r - \xi_{c-1}^r)] + \Theta_j^r k_2^r \tanh[\alpha_2^r (\hat{\xi}_c^r - \hat{\xi}_c^l)], \quad (4.22a)$$

$$x_{i+1}^l = \underbrace{\xi_c^l + \Delta_i^l k_1^l \tanh[\alpha_1^l (x_{i-d}^l - \xi_{c-1}^l)]}_{(I)} + \underbrace{\Theta_i^l k_2^l \tanh[\alpha_2^l (\hat{\xi}_c^l - \hat{\xi}_c^r)]}_{(II)}, \quad (4.22b)$$

mit $c = \lfloor (j-1)/N^r \rfloor + 1 = \lfloor (i-1)/N^l \rfloor + 1$. Dabei regelt Term (I) die Fehlerkontrolle innerhalb des Taktes und Term (II) steuert diejenige für die jeweils letzten Intervalle eines Taktes. Dies wird durch die folgende Wahl der Koeffizienten gewährleistet:

$$\Delta_i^{r,l} = \begin{cases} 1, & \text{falls } (i+1) \bmod N^{r,l} \neq 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}, \quad (4.23a)$$

$$\Theta_i^{r,l} = \begin{cases} 1, & \text{falls } (i+1) \bmod N^{r,l} = 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}. \quad (4.23b)$$

Hier wird zunächst angenommen, daß die Zeitgebung *zentral* mit einem Timer ξ erreicht wird. Der Wert der Realisierungen dieser stochastischen Variablen wird dann an die Variablen ξ^r und ξ^l weitergegeben, $\xi_c = N^r \xi_c^r = N^l \xi_c^l$. Im Abschnitt 4.3 wird diese Annahme aufgegeben. Bei stochastischer Zeitgebung ist die Annahme einer fehlerfreien Weitergabe der Realisierung ξ_c an die Variablen für die linke und rechte Hand zu stark, um die experimentellen Befunde zu erklären.

Die von den Termen (II) gesteuerte Synchronisation geschieht so, daß eventuell voneinander abweichende Zykluslängen für die rechte und linke Hand angeglichen werden. Die Zykluslängen stehen aber erst nach Beendigung eines Taktes fest. Daher lautet die Hypothese im Modell, daß die Synchronisation aufgrund einer *Prädiktion* der Zykluslängen für die linke und die rechte Hand geschieht. Die Form der Schätzung der Zyklusdauern $\hat{\xi}_c^r$ und $\hat{\xi}_c^l$ soll zusätzlich konsistent mit der Zeitverzögerung bei der Fehlerkorrektur sein. Die Werte gerade produzierter Intervalle stehen demnach (falls $d > 0$) nicht unmittelbar für den Kontrollmechanismus zur Verfügung; deshalb soll die Schätzung der Zyklusdauern auf der Basis der um d Schritte verzögerten Intervallzeiten geschehen,

$$\hat{\xi}_c^r = N^r x_{i-d}^r, \quad (4.24a)$$

$$\hat{\xi}_c^l = N^l x_{i-d}^l. \quad (4.24b)$$

Eine alternative Form der Kopplung [Scheffczyk et al. 1997] erhält man z.B. durch Summation mehrerer Teilintervalle,

$$\hat{\xi}_c^{r,l} = \sum_{j=1}^{N^{r,l}-1} x_{i+1-j}^{r,l} + \xi_{c-1}^{r,l}. \quad (4.25)$$

Der Kopplungsterm hat starken Einfluß auf die Kombinationen möglicher periodischer Symbolmuster in den beiden Händen. Letztlich entscheiden also die Symbolmuster, ob eine bestimmte Form der Kopplung bzw. der Vorhersage der Zykluslängen $\hat{\xi}_c^{r,l}$ eine sinnvolle Wahl darstellt. Dazu kommen aber noch Plausibilitätsargumente: In Gleichung (4.25)

müssen mehrere Terme aufsummiert werden. Damit ist sie gegenüber (4.24) wesentlich komplizierter.

Die Modellgleichungen sind nun vollständig. Zusätzlich müssen noch die Startwerte x_0^r und x_0^l im Fall $d = 0$ bzw. x_0^r, \dots, x_{-d}^r und x_0^l, \dots, x_{-d}^l im Fall $d > 0$ spezifiziert werden. Das Modell besitzt bei Vorgabe der Polyrhythmus-Ordnung in Form der beiden Konstanten N^r und N^l nur 6 Parameter. Erstens muß das Ausführungstempo in Form des Mittelwertes $\mu_\xi = \langle \xi \rangle$ des zentralen Timers gewählt werden. Das gesamte stochastische Verhalten des Modells wird durch die Größe der Varianz $\sigma_\xi^2 = \text{var}(\xi)$ auf zentraler Ebene vorgegeben. Zweitens muß die Stärke der 4 Korrekturfunktionen durch die Parameter $k_{1,2}^{r,l}$ und $\alpha_{1,2}^{r,l}$ festgelegt werden. Für die Korrekturstärke sind aber lediglich die 4 Produkte $k_{1,2}^{r,l} \alpha_{1,2}^{r,l}$ ausschlaggebend. Im folgenden werden deshalb die Parameter $\alpha_{1,2}^{r,l}$ konstant gehalten, aber für das jeweilige Tempo sinnvoll skaliert. Damit sind die 5 Parameter $\text{var}(\xi)$, k_1^r , k_2^r , k_1^l und k_2^l prinzipiell als Funktion des Ausführungstempos variierbar.

4.2.3 Modellierung periodischer Symbolsequenzen

Das durch die Gleichungen (4.22), (4.23) und (4.24) definierte Modell zur Produktion von $N^r : N^l$ -Polyrhythmen soll nun im deterministischen Grenzfall, also ohne Fluktuationen des Zeitgebers $\sigma_\xi^2 = 0$, $\xi_c = \xi_0$ für alle c , betrachtet werden. Auch in diesem Fall lassen sich die Modellgleichungen wegen der nichtlinearen Korrekturfunktionen nicht analytisch lösen. Trotzdem kann man einige Aussagen über Spezialfälle machen. Im weiteren wird ein 4:3-Polyrhythmus betrachtet. Der erste Fall ist der lineare Fall, $c_{1,2}^{r,l} \equiv k_{1,2}^{r,l} \alpha_{1,2}^{r,l} \ll 1$, d.h. die Produkte aller Kontrollparameter sind klein. Dann kann die tanh-Funktion durch ihre lineare Näherung an der Stelle 0 ersetzt werden (vgl. Abschnitt 4.1.3). Da in diesem Fall keine anderen Lösungen existieren, konvergieren die Lösungen gegen die idealen Intervallfolgen, $x_i^r = \xi_0/4$ (rechte Hand) und $x_i^l = \xi_0/3$ (linke Hand) für alle i .

Im weiteren wird eine endliche Zeitverzögerung $d = 1$ betrachtet. Wie sich mit numerischen Simulationen in Abschnitt 4.4.2 herausstellen wird, ist diese Wahl die für den Vergleich mit den experimentellen Daten maßgebliche.

Im deterministischen Fall lassen sich die Intervalle auf ihre Abweichungen von den Idealwerten transformieren, $z_i^{r,l} = x_i^{r,l} - \xi_0^{r,l}$ (vgl. Abschnitt 4.1.2). Um einen Einblick in die Funktionsweise des Modells bei nichtlinearer Fehlerkorrektur zu gewinnen, ist es hilfreich, einen zweiten Spezialfall zu betrachten. Im Grenzfall $\alpha_{1,2}^{r,l} \equiv \alpha \rightarrow +\infty$ wird die tanh-Funktion zu einer Stufenfunktion,

$$\tanh(\alpha z) \longrightarrow \text{sgn}(z) = \begin{cases} -1, & \text{falls } z < 0 \\ 0, & \text{falls } z = 0 \\ 1, & \text{falls } z > 0 \end{cases} . \quad (4.26)$$

Um periodische Symbolsequenzen zu erhalten, muß für die Korrektur innerhalb des Taktes eine Periodenverdopplung vorliegen. Daher nehmen wir für die entsprechenden Korrekturstärken an, daß sie negativ und normiert sind, $k_1^{r,l} = -1$. Die Kopplungsparameter können aber auch auf positive Werte gesetzt werden, $|k_2^{r,l}| = 1$. Weiterhin suchen wir aufgrund der experimentellen Ergebnisse (Tabelle 3.1, S. 24) nach Symbolmustern, deren Periodenlänge maximal einem Zyklus entspricht. Zusammen mit der Annahme der

Stationarität muß also für alle i und j

$$z_j^r = z_{j+4n}^r \quad \text{und} \quad z_i^l = z_{i+3n}^l \quad (4.27)$$

mit $n = 0, 1, 2, \dots$ gelten. Mit diesen Annahmen ergeben sich aus den Modellgleichungen (4.22) vier Gleichungen für die Intervalle der rechten Hand,

$$z_1^r = -\text{sgn}(z_3^r), \quad (4.28a)$$

$$z_2^r = -\text{sgn}(z_4^r), \quad (4.28b)$$

$$z_3^r = -\text{sgn}(z_1^r), \quad (4.28c)$$

$$z_4^r = k_2^r \text{sgn}(4z_2^r - 3z_1^l), \quad (4.28d)$$

und drei Gleichungen für die linke Hand,

$$z_1^l = -\text{sgn}(z_2^l), \quad (4.29a)$$

$$z_2^l = -\text{sgn}(z_3^l), \quad (4.29b)$$

$$z_3^l = k_2^l \text{sgn}(3z_1^l - 4z_2^r). \quad (4.29c)$$

Dieses Gleichungssystem ist geeignet, die Grundprinzipien des Modells zu erkennen. Die beiden ersten Gleichungen (4.28a,b) legen für die rechte Hand fest, daß die Abweichungen des ersten und dritten Intervalls verschiedenes Vorzeichen haben, ebenso sind die Vorzeichen des zweiten und vierten Intervalls verschieden. Wählt man zusätzlich noch Startwerte $z_1^r = -z_2^r$, dann ergeben sich für die rechte Hand die häufig in den experimentellen Daten auftretenden Muster '0110' und '1001'. Diese Startwerte sind zudem plausibel, weil eine Abweichung von z_1^r und z_2^r in dieselbe Richtung unwahrscheinlich ist. Es würde bedeuten, daß der zweite Anschlag der rechten Hand extrem verspätet ausgeführt wird. Die dritte Gleichung (4.28c) ergibt keine zusätzliche Bedingung. Für die linke Hand erhält man direkt aus den beiden ersten Gleichungen (4.29a,b) die beiden Symbolmuster '010' und '101', die ebenfalls sehr häufig im Experiment gefunden wurden.

Die Gleichungen (4.28d) und (4.29c), in die die Kopplungsterme (II) aus (4.22) mit (4.24) eingegangen sind, zeigen nun die Art der Verknüpfung der möglichen Symbolmuster in den beiden Händen. Addition bzw. Subtraktion der beiden Gleichungen ergibt

$$\left\{ \begin{array}{ll} z_3^l + z_4^r = 0 & \text{für} \quad k_2^l = k_2^r \\ z_3^l - z_4^r = 0 & \text{für} \quad k_2^l = -k_2^r \end{array} \right\}. \quad (4.30)$$

Das bedeutet, daß im Fall $k_2^l = k_2^r$ die Vorzeichen von z_3^l und z_4^r verschieden sind und die Sequenzen '010' (links) mit '1001' (rechts) bzw. '101' mit '0110' kombiniert werden. Im anderen Fall $k_2^l = -k_2^r$ gilt $z_3^l = z_4^r$ und somit treten die Symbolsequenzen '010' (links) und '0110' (rechts) bzw. '101' und '1001' auf.

Ein Blick auf Tabelle 3.1 (S. 24) zeigt, daß mit diesen vier periodischen Symbolsequenzen und ihren Kombinationen bereits 51% aller in den experimentellen Daten auftretenden Muster erklärt werden können. Dabei ist noch zu beachten, daß die Ergebnisse unter starken Näherungen gewonnen wurden. Das Modell kann zusätzliche periodische Symbolmuster erzeugen, die sich aber nicht mit Hilfe der Näherung (4.26) auffinden lassen. Außerdem

wurde hier der Spezialfall $d = 1$ für die Zeitverzögerung der Fehlerkorrektur betrachtet. Die Variation von d ergibt weitere Symbolsequenzen. Beispiele für andere mögliche periodische Symbolsequenzen werden in Abschnitt 4.4.2 mit Hilfe numerischer Simulationen gegeben.

Ein anderes wichtiges Problem ist, welche Symbolstrukturen gegen die Zeitgeberfluktuationen stabil sind. Dazu werden im nun folgenden Abschnitt die stochastischen Aspekte der Modellierung betrachtet, was schließlich zum dynamischen Zwei-Ebenen-Modell führt.

4.3 Das dynamische Zwei-Ebenen-Modell

Die Ausführung von Bewegungsabläufen ist durch erhebliche zeitliche Variabilität gekennzeichnet. Die Ursachen für diese statistischen Schwankungen liegen auf zwei verschiedenen Ebenen [Wing & Kristofferson 1973a]. Erstens sind Zeitgebungsmechanismen für alle biologischen Systeme mit Fluktuationen behaftet. Die Zeitgebung muß als stochastischer Prozeß beschrieben werden. Bereits auf der Ebene der kognitiven Kontrolle von Bewegungen treten also Fluktuationen auf. Zweitens arbeiten die motorischen Systeme nicht exakt, sondern ebenfalls mit statistischen Schwankungen. Die Existenz von Zufallsprozessen auf diesen beiden Ebenen und ihre Konsequenzen werden in Abschnitt 4.3.1 diskutiert. Danach werden die stochastischen Fluktuationen auf der Kontrollebene abgeschätzt (Abschnitt 4.3.2) und mit Hilfe des Konzeptes der invarianten relativen Zeitgebung in das Modell eingebunden. Ein wichtiges Problem für die Modellierung ist schließlich die Frage, wie die Kopplung der Dynamik beider Hände im stochastischen Fall geschieht (Abschnitt 4.3.4). Damit wird die Beschreibung des dynamischen Zwei-Ebenen-Modells abgeschlossen.

4.3.1 Zwei-Ebenen-Modelle

Die Varianz einer Folge (Zeitreihe) von produzierten Intervallen $\{y_i\}$ läßt Rückschlüsse auf die Variabilität der zugrundeliegenden Zeitgebungsprozesse zu. Im Extremfall könnte man sich denken, daß ein einzelner Zeitgeber (central timer) die Fluktuationen auf der Ebenen der kognitiven Kontrolle erzeugt. Diese Annahme einer „zentralen Uhr“ wird dadurch gestützt, daß Patienten mit neurologischen Schädigungen des Kleinhirns Defizite sowohl bei der Zeitwahrnehmung als auch bei der zeitlichen Steuerung aufweisen [Ivry & Keele 1989].

Für die statistischen Schwankungen bei der Produktion von Zeitintervallen sind aber zusätzlich noch Fluktuationen im motorischen System verantwortlich. Die Idee dieser zwei Ursachen für Variabilität bei der zeitlichen Steuerung ist in Abb. 4.7 skizziert. Auf der Kontrollebene werden von einem Zeitgeber x Intervalle mit einem Mittelwert $\langle x \rangle$ und einer Varianz $\text{var}(x_i) = \sigma_x^2$ erzeugt. Hier werden die Intervalle x zunächst durch einen stochastischen Prozeß ohne Fehlerkorrektur generiert. Wenn das Intervall x_i beendet ist, wird ein Kommando an das motorische System weitergegeben, das schließlich die Bewegung — mit einer zeitlichen Verzögerung — ausführt. Diese motorische Verzögerung (motor delay) m ist wie der Zeitgeber x eine stochastische Variable.

Weder die kognitive Kontrolleebene noch die motorischen Systeme lassen sich getrennt

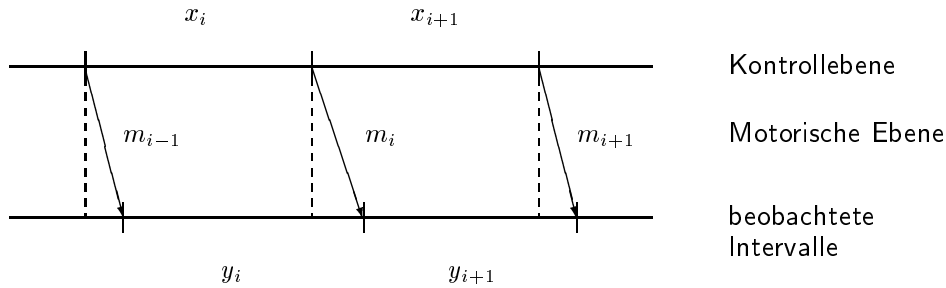


Abbildung 4.7: Schematische Darstellung des Zwei-Ebenen-Modells. Sowohl auf der Kontrollebene als auch in den motorischen Systemen kommt es zu Fluktuationen bei der Bewegungssteuerung. Während die Varianz σ_x^2 des Zeitgebers mit der Intervalldauer $\langle y \rangle$ zunimmt, sollte die Varianz der motorischen Verzögerungen σ_m^2 unabhängig von $\langle y \rangle$ sein.

untersuchen, um die Variabilität auf beiden Ebenen quantitativ zu erfassen. Das Zwei-Ebenen-Modell macht aber Vorhersagen über die Kovarianzstruktur der produzierten Intervalle [Wing & Kristofferson 1973b]. Eine weitere wichtige Vorhersage des Modells ist die folgende: Die Varianz des Zeitgebers muß — wie für alle biologischen Uhren — mit der Intervalldauer ansteigen, während die Varianz des motorischen Systems nicht von den Intervallzeiten abhängen sollte. Für einfache Tapping-Aufgaben wurde dies bestätigt [Wing 1980].

Nach Abbildung 4.7 ergibt sich als Gleichung für den Zusammenhang zwischen Zeitgeberintervallen x_i und motorischen Verzögerungen m_i

$$y_i = x_i + m_i - m_{i-1}, \quad (4.31)$$

wobei lediglich die beobachteten Intervalle y_i experimentell zugänglich sind. Das Konzept der zeitlichen Steuerung auf zwei Ebenen läßt sich mit dem in Abschnitt 4.2 entwickelten dynamischen Modell kombinieren. Dann werden die Intervalle x_i vom dynamischen Modell erzeugt. Zunächst soll hier jedoch das ursprüngliche Konzept für das Zwei-Ebenen-Modell erklärt werden [Wing & Kristofferson 1973a,b]. Die motorischen Verzögerungen haben vom Standpunkt der Datenanalyse dieselben Eigenschaften wie „Beobachtungsrauschen“, wobei jedoch die im Experiment verwendete Meßtechnik eine deutlich kleinere Varianz hat als die motorischen Verzögerungen.

Unter der Annahme, daß beide stochastischen Variablen x und m statistisch unabhängig sind, ergeben sich aus diesem Modell einfache Vorhersagen über die Kovarianzstruktur der produzierten Intervalle y_i . Für die Kovarianz zweier um $l \geq 0$ Schritte voneinander getrennter Intervalle gilt

$$\text{cov}(y_i, y_{i+l}) = \text{cov}(x_i, x_{i+l}) + \text{cov}(m_i - m_{i-1}, m_{i+l} - m_{i-1+l}). \quad (4.32)$$

Man nimmt nun zusätzlich an, daß x und m jeweils δ -korreliert sind. Diese Annahmen sollen als erste Näherungen verstanden werden. Aus den Überlegungen zur dynamischen Modellierung der zeitlichen Steuerung (Abschnitte 4.1 und 4.2) ist bereits klar, daß x nicht δ -korreliert ist. Ebenso ist die Annahme komplizierterer Autokorrelationen in den motorischen Verzögerungen möglich [Wing 1977]. Im Fall δ -korrelierter Prozesse ergibt

sich für die Autokovarianz

$$\gamma(l) = \text{cov}(y_i, y_{i+l}) = \begin{cases} \sigma_x^2 + 2\sigma_m^2, & \text{falls } l = 0 \\ -\sigma_m^2, & \text{falls } l = 1 \\ 0, & \text{falls } l \geq 2 \end{cases} . \quad (4.33)$$

Mit der letzten Gleichung lassen sich die motorische Varianz σ_m^2 und die Zeitgebervarianz σ_x^2 aus den Zeitreihen $\{y_i\}$ der gemessenen Intervalle schätzen,

$$\sigma_m^2 = -\text{cov}(y_i, y_{i+1}), \quad (4.34a)$$

$$\sigma_x^2 = \text{var}(y_i) + 2\text{cov}(y_i, y_{i+1}). \quad (4.34b)$$

Die statistischen Schwankungen auf zwei Ebenen finden sich auch in der Autokorrelation wieder [Vorberg & Wing 1996]. Das läßt sich anschaulich bereits aus Abb. 4.7 verstehen. Falls die motorische Verzögerung m_i zufällig einen besonders großen Wert annimmt, wird das Intervall y_{i+1} kürzer als im Mittel, während das Intervall y_i besonders lang wird. Dadurch müssen aufeinanderfolgende Intervalle antikorreliert sein. Dies bestätigt die Autokorrelationsfunktion $\tilde{\gamma}(l)$ bei Verschiebung $l = 1$,

$$\tilde{\gamma}(1) = \frac{\gamma(1)}{\gamma(0)} = -\frac{1}{2 + \sigma_x^2/\sigma_m^2}. \quad (4.35)$$

Weil σ_x^2 und σ_m^2 positiv sind, gilt offenbar stets

$$-1/2 < \tilde{\gamma}(1) < 0, \quad (4.36)$$

wobei der maximale Wert 0 für den Grenzfall $\sigma_x^2 \gg \sigma_m^2$ angenommen wird. Auch diese Bedingung läßt sich als Test für das Zwei-Ebenen-Modell verwenden (s. Diskussion numerischer Simulationen in Abschnitt 4.4.4, Abb. 4.18).

4.3.2 Stochastische Fluktuationen der Zyklusdauer

Die Varianz bei der zeitlichen Steuerung wird erzeugt durch statistische Schwankungen auf der Ebene der Zeitgebung und im motorischen System, wobei die Zeitgebervarianz von der zu produzierenden Intervalldauer abhängt. Für die Modellierung läßt sich das Konzept der zeitlichen Steuerung auf zwei Ebenen (4.31) mit dem dynamischen Modell (4.22) kombinieren. Die stochastischen Eigenschaften des Zeitgebers ξ in (4.22), insbesondere die Abhängigkeit der Varianz σ_ξ^2 von der realisierten Zyklusdauer $\langle \xi \rangle$, sollen nun spezifiziert werden.

Vernachlässigt man in einer ersten Approximation die Variabilität der motorischen Verzögerungen, dann lassen sich die Realisierungen ξ_i des Zeitgebers ξ im Modell mit den gemessenen Zyklusdauern t^i gleichsetzen. Damit kann die Abhängigkeit zwischen Varianz und Mittelwert von ξ geschätzt werden. Wir verwenden hier ein Polynom zweiter Ordnung [Vorberg & Wing 1996],

$$\text{var}(\xi) = a \langle \xi \rangle + b \langle \xi \rangle^2, \quad (4.37)$$

welches pro Versuchsperson durch zwei Parameter spezifiziert wird. In Abbildung 4.8 sind die Werte für die Varianzen $\text{var}(t)$ gegen die realisierten Zyklusdauern aller Versuchsdurchgänge und die Regressionslinie für eine Versuchsperson aufgetragen. Tabelle 4.2 enthält die geschätzten Parameter für alle Versuchspersonen.

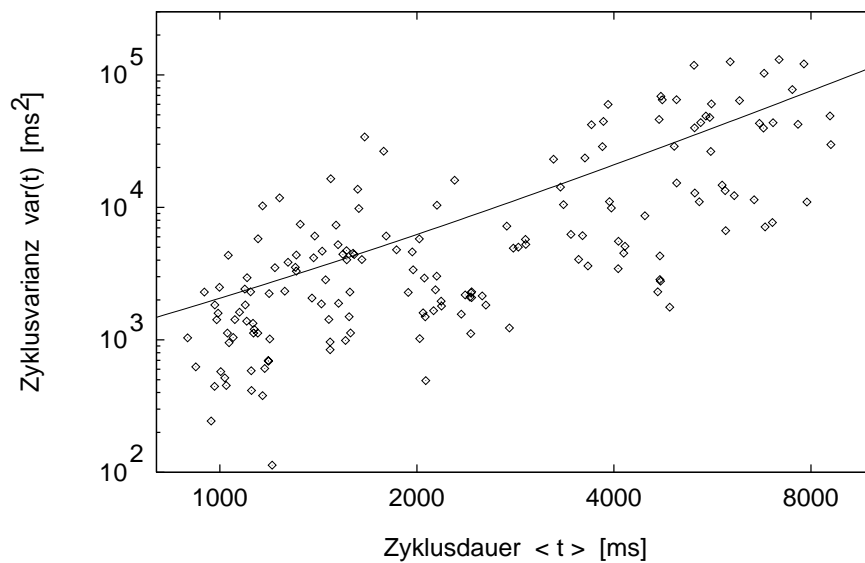


Abbildung 4.8: Abhängigkeit der Varianz der Zyklusdauer $\text{var}(t)$ vom Mittelwert $\langle t \rangle$ für Versuchsperson 713. Als Approximation erhält man den Zusammenhang (4.37) mit $b = 10^{-3}$ und $a = 1$. Da die Zeitreihen sehr kurz sind (lediglich 12 Zyklen), ergibt sich eine große Streuung um die Regressionslinie.

Tabelle 4.2: Die durch lineare Regression geschätzten Parameter b und a von Gl. (4.37) für alle Versuchspersonen.

Junge Amateure			Experten			Alte Amateure		
Prob.	b	a	Prob.	b	a	Prob.	b	a
701	0.00080	-0.25	801	0.00047	0.51	901	0.00138	0.64
702	0.00228	-6.94	802	0.00156	-4.77	902	0.00211	-0.94
703	0.00157	-3.33	803	0.00023	-0.33	903	0.00052	3.74
704	0.00055	1.68	804	0.00085	-1.08	904	0.00091	-1.95
705	0.00060	-0.01	805	0.00087	-1.35	905	0.00423	-11.91
706	0.00062	-0.20	806	0.00047	1.11	906	-0.00020	8.35
708	0.00008	4.61	807	0.00032	0.08	907	0.00030	8.10
709	0.00119	-0.64	808	0.00014	0.06	908	0.00216	6.14
710	0.00073	0.24	809	0.00023	0.40	909	0.00412	-11.38
711	0.00013	-0.01	810	0.00055	-0.99	910	0.00656	-17.72
712	-0.00066	9.97	811	0.00092	-1.04	911	0.00047	0.34
713	0.00106	1.00	812	0.00129	-4.75	912	0.00294	-7.16
714	0.00292	-6.58	813	0.00083	-1.64	913	0.00147	0.40
715	0.00077	1.20	814	0.00034	0.69	914	0.00086	2.46
716	0.00016	1.75	815	0.00032	0.01	915	0.00088	-1.00

Die geforderte Beziehung zwischen Mittelwert und Varianz der Zykluslänge ξ ist durch Gl. (4.37) festgelegt. Die genaue Form dieses Zusammenhangs ist für die Modellierung unkritisch. Es muß auch kein einfacher funktionaler Zusammenhang existieren. Prinzipiell ließen sich auch für einzelne Zeitreihen die Datenpaare $(\langle t \rangle, \text{var}(t))$ als Schätzung für $(\langle \xi \rangle, \text{var}(\xi))$ messen und für die Modellierung eines Versuchsdurchgangs verwenden.

4.3.3 Invariante relative Zeitgebung

Der Mittelwert $\mu_\xi = \langle \xi \rangle$ der stochastischen Zeitgebervariablen ξ geht in die Modellgleichungen als Parameter ein. Die Struktur des Modells hängt nicht vom Ausführungstempo ab. Die Kontrolle der Zeitgebung der Teilintervalle $x_i^{r,l}$ basiert (im Mittel) auf dem Vergleich mit den relativen Intervallauern μ_ξ/N^r bzw. μ_ξ/N^l . Hier ergibt sich konzeptionell eine Verbindung zur sog. invarianten relativen Zeitgebung [Heuer 1991, Vorberg & Wing 1996]. Eine Beobachtung einer Bewegung liefert ein kontinuierliches Signal $x(t)$. Die Observable kann dabei beispielsweise eine Position, Geschwindigkeit oder Beschleunigung sein. Von invarianter relativer Zeitgebung spricht man dann, wenn das Argument dieses Signals für einen Versuch i je nach Ausführungsgeschwindigkeit mit einem Parameter r_i skaliert wird,

$$x^{(i)}(t) = x(t/r_i) . \quad (4.38)$$

Der Parameter r_i gibt die Rate (Geschwindigkeit) vor. Die zugrundeliegende Annahme lautet in Gl. (4.38), daß ein Prototyp der Kurve $x(t)$ im Gehirn repräsentiert ist, der für die Ausführung der Bewegung abgerufen wird. Im Falle diskreter Beobachtungen wie der Sequenz von Intervallzeiten $\{x_j\}$ ergibt sich hieraus

$$x_j^{(i)} = r_i \xi_j , \quad (4.39)$$

wobei ξ eine stochastische Variable für eine Realisierung des Prototypen der Bewegung darstellt, die mit dem Parameter r_i skaliert wird.

Die Diskussion über invariante relative Zeitgebung hat gezeigt, daß sie auf der Ebene der Beobachtungen (Zeitreihen) bisher nicht nachgewiesen werden konnte [Schmidt 1985, Gentner 1987, Heuer 1988]. Ein wichtiger Grund ist, daß die Invarianz auf der Kontrollebene vorliegt. Die motorischen Prozesse sind aber nicht invariant, so daß invariante relative Zeitgebung nicht streng beobachtet werden kann [Heuer 1991].

Ein zusätzlicher Aspekt tritt bei Modellen mit Fehlerkorrektur wie dem hier entwickelten auf. Die Zeitgebung ist hier zwar invariant bezogen auf die Variable ξ , aber die Korrekturterme liefern je nach dem Ausführungstempo verschiedene Beiträge. Insbesondere hängt die Varianz σ_ξ^2 vom Mittelwert μ_ξ ab, was zu unterschiedlichen Wechselwirkungen mit der deterministischen Fehlerkorrektur führt. Daher liefert das dynamische Zwei-Ebenen-Modell eine theoretische Erklärung dafür, warum invariante relative Zeitgebung experimentell schwer nachweisbar ist.

4.3.4 Stochastische Fluktuationen bei Zeitgebung und Fehlerkorrektur

Die Kontrolle der Geschwindigkeit einer rhythmischen Bewegung wird durch die stochastische Variable ξ erreicht. Eine spezielle Realisierung ξ_c wird mehrfach im Zyklus c verwendet und muß zusätzlich an die Korrekturmechanismen beider Hände (jeweils Term I)

im Zyklus $c + 1$ weitergegeben werden (Gl. (4.22a,b), S. 59). Bisher wurde eine fehlerfreie Weitergabe einer Realisierung ξ_c an die Variablen ξ_c^r , ξ_c^l , ξ_{c+1}^r und ξ_{c+1}^l angenommen. Dies Annahme soll nun gelockert werden. Wir führen dazu eine „kleine“ stochastische Variation der realisierten Zykluslänge ξ_c ein. Theoretisch motiviert wird dies durch die Hypothese, daß die kognitive Weiterverarbeitung des Wertes von ξ_c nicht exakt geschieht. Die Modellgleichungen (4.22) werden deshalb abgeändert in

$$x_{j+1}^r = \xi_{c,j}^r + \Delta_j^r k_1^r \tanh[\alpha_1^r (x_{j-d}^r - \tilde{\xi}_{c,j}^r)] + \Theta_j^r k_2^r \tanh[\alpha_2^r (\hat{\xi}_c^r - \tilde{\xi}_c^l)], \quad (4.40a)$$

$$x_{i+1}^l = \xi_{c,i}^l + \Delta_i^l k_1^l \tanh[\alpha_1^l (x_{i-d}^l - \tilde{\xi}_{c,i}^l)] + \Theta_i^l k_2^l \tanh[\alpha_2^l (\hat{\xi}_c^l - \tilde{\xi}_c^r)], \quad (4.40b)$$

wobei der zusätzliche Index i bzw. j bei den stochastischen Variablen für die Zeitgebung die Abhängigkeit vom aktuellen Intervall angibt. Diese Abhängigkeit soll aber klein gegen die beobachteten großen Fluktuationen der Zykluslänge sein (4.37). Dazu werden die Definitionen

$$\xi_{c,j}^r = \xi_c^r (1 + \epsilon \pi_j^r), \quad \xi_{c,i}^l = \xi_c^l (1 + \epsilon \pi_i^l), \quad (4.41a)$$

$$\tilde{\xi}_{c,j}^r = \xi_{c-1}^r (1 + \epsilon \eta_j^r), \quad \tilde{\xi}_{c,i}^l = \xi_{c-1}^l (1 + \epsilon \eta_i^l), \quad (4.41b)$$

eingeführt, wobei wie bisher $\xi_c^r = \xi_c/N^r$ und $\xi_c^l = \xi_c/N^l$ gilt. Die stochastischen Variablen π_j^r , π_i^l , η_j^r und η_i^l sind Gaußverteilt mit Mittelwert 0 und Varianz 1 und δ -korreliert. Die Stärke der Fluktuationen der Zeitgeber $\xi_{c,\cdot}^{r,l}$ um die Werte $\xi_c^{r,l}$ wird durch den Parameter ϵ festgelegt. Für alle vier Gleichungen könnte ϵ verschiedene Werte annehmen. Vereinfachend wird aber angenommen, daß ϵ weder für die stochastischen Variablen für linke und rechte Hand unterschieden werden muß, noch für Zeitgebung und Fehlerkontrolle. Ferner sind die hier behandelten Fluktuationen klein gegenüber den Fluktuationen der Zykluslänge, d.h. $\epsilon \ll 1$. Die Frage, ob es sich bei der Zeitgebung um einen zentralen Mechanismus (central timer) handelt oder nicht, wird hier nicht untersucht, da sie mit den vorliegenden empirischen Daten nicht entscheidbar erscheint.

4.4 Numerische Simulationen

Bei der Modellierung von Polyrhythmen mit dem dynamischen Zwei-Ebenen-Modell besteht das Ziel darin, das Auftreten der beobachteten qualitativen Übergänge zu erklären. In diesem Abschnitt sollen dazu die Ergebnisse numerischer Simulationen diskutiert werden. Der methodische Schwerpunkt bei der Auswertung der Daten liegt bei der symbolischen Dynamik (Kapitel 3). Der Abschnitt startet mit einer Zusammenfassung der Modellgleichungen (Abschnitt 4.4.1). Das deterministische Modell wird in Abschnitt 4.4.2 numerisch untersucht. Anschließend folgen Beispielsimulationen mit Berücksichtigung der Stochastik des Modells (Abschnitt 4.4.3) zur Beschreibung von qualitativen Übergängen. Der Vergleich von experimentellen Daten und Simulationen wird abgeschlossen durch Untersuchungen zur Kovarianzstruktur der Zeitreihen (Abschnitt 4.4.4). Im Abschnitt 4.5 werden die Ergebnisse der Modellierung zusammengefaßt.

4.4.1 Die Modellgleichungen (Übersicht)

Die Beschreibung des dynamischen Zwei-Ebenen-Modells ist auf die Abschnitte 4.2 und 4.3 verteilt. Die Modellgleichungen sind im Kasten unten auf dieser Seite mit ihren Gleichungsnummern aufgelistet. Das Modell umfaßt die Gleichungen für Fehlerkorrektur auf der Kontrollebene, (4.40), (4.23) und (4.24), mit intrinsischen Zeitgeberfluktuationen, (4.37) und (4.41), und Zwei-Ebenen-Struktur (4.31).

4.4.2 Das deterministische Modell

Das Auftreten periodischer Symbolmuster wurde im deterministischen Grenzfall ohne Zeitgeberfluktuationen, $\sigma_\xi^2 \rightarrow 0$, bereits analytisch in einer speziellen Näherung in Abschnitt 4.2.3 untersucht. Für das dynamische Zwei-Ebenen-Modell bedeutet der deterministische Grenzfall auch vernachlässigbare motorische Varianz, $\sigma_m^2 \rightarrow 0$. Aus dem Zwei-Ebenen-Konzept ergeben sich keine qualitativ neuen Lösungen.

Für die numerischen Simulationen müssen zusätzlich zu den Modellgleichungen noch Startwerte spezifiziert werden, deren Einfluß auf die möglichen periodischen Symbolmuster zunächst im deterministischen Fall untersucht werden soll. Eine wichtige Rolle spielt dabei die Zeitverzögerung der Fehlerkorrektur. Bei einer vorgegebenen Zeitverzögerung d

Dynamische Steuerung

$$(4.40) \quad \begin{aligned} x_{j+1}^r &= \xi_{c,j}^r + \Delta_j^r k_1^r \tanh[\alpha_1^r (x_{j-d}^r - \tilde{\xi}_{c,j}^r)] + \Theta_j^r k_2^r \tanh[\alpha_2^r (\hat{\xi}_c^r - \hat{\xi}_c^l)] \\ x_{i+1}^l &= \xi_{c,i}^l + \Delta_i^l k_1^l \tanh[\alpha_1^l (x_{i-d}^l - \tilde{\xi}_{c,i}^l)] + \Theta_i^l k_2^l \tanh[\alpha_2^l (\hat{\xi}_c^l - \hat{\xi}_c^r)] \end{aligned}$$

$$\text{mit } c = \lfloor (j-1)/N^r \rfloor + 1 = \lfloor (i-1)/N^l \rfloor + 1$$

$$(4.23) \quad \Delta_i^{r,l} = \begin{cases} 1, & \text{falls } (i+1) \bmod N^{r,l} \neq 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$(4.24) \quad \Theta_i^{r,l} = \begin{cases} 1, & \text{falls } (i+1) \bmod N^{r,l} = 0 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

$$(4.24) \quad \hat{\xi}_c^r = N^r x_{j-d}^r \quad \hat{\xi}_c^l = N^l x_{i-d}^l$$

Stochastische Zeitgebung

$$(4.37) \quad \text{var}(\xi) = a \langle \xi \rangle + b \langle \xi \rangle^2$$

$$(4.41) \quad \begin{aligned} \xi_c &= N^r \xi_c^r = N^l \xi_c^l \\ \xi_{c,j}^r &= \xi_c^r (1 + \epsilon \pi_j^r) & \xi_{c,i}^l &= \xi_c^l (1 + \epsilon \pi_i^l) \\ \tilde{\xi}_{c,j}^r &= \xi_{c-1}^r (1 + \epsilon \eta_j^r) & \tilde{\xi}_{c,i}^l &= \xi_{c-1}^l (1 + \epsilon \eta_i^l) \end{aligned}$$

Motorisches Rauschen

$$(4.31) \quad y_j^r = x_j^r + m_j^r - m_{j-1}^r \quad y_i^l = x_i^l + m_i^l - m_{i-1}^l$$

müssen für die Simulationen $2(d+1)$ Startwerte

$$\{x_0^r, x_0^l, x_{-1}^r, x_{-1}^l, \dots, x_{-d}^r, x_{-d}^l\} \quad (4.42)$$

vorgegeben werden. Im deterministischen Fall ist lediglich das Vorzeichen der Abweichungen, $z_i^r = x_i^r - \xi_0/4$ und $z_i^l = x_i^l - \xi_0/3$ der einzelnen Startwerte vom idealen Wert für die resultierenden Symbolmuster wichtig, weil die instabilen Lösungen $z_i^{r,l} = 0$ die Grenzen für die Einzugsgebiete der Symbolmuster darstellen. Damit gibt es bei Zeitverzögerung d gerade $s = 2^{2(d+1)}$ mögliche Kombinationen von Startwerten. Oft führen verschiedene Startwerte auf dieselben asymptotischen Lösungen, da die Form der Prädiktion der Zyklusdauern (4.24) und damit die Kopplungsterme nicht alle Kombinationen von Symbolmustern erlauben.

Periodische Symbolmuster ergeben sich dann, wenn die Korrekturstärken $c_1^{r,l} = k_1^{r,l} \alpha_1^{r,l}$ dem Betrage nach größer als 1 werden. Im deterministischen Fall läßt sich wie auf S. 60 die Näherung $\alpha_{1,2}^{r,l} \rightarrow \infty$ nach Gl. (4.26) verwenden. Numerisch ist dies bereits für die Wahl $\alpha_{1,2}^{r,l} = 10$ gut erfüllt. Weiterhin werden für die folgenden Simulationen alle Korrekturstärken normiert, $|k_{1,2}^{r,l}| = 1$.

Abbildung 4.9 zeigt die Simulationsergebnisse für $d = 0$, d.h. ohne Zeitverzögerung. Hier gibt es $s = 4$ Kombinationen von Startwerten, die auf der Abzisse aufgetragen sind, wobei die Vorzeichen der Abweichungen von x_0^r und x_0^l von ihren Idealwerten zwischen den Symbolmustern für rechte (unten) und linke Hand (oben) gegeben sind. Dabei bedeutet '+' bzw. '-', daß $x_0^{r,l}$ größer bzw. kleiner als der zugehörige Idealwert ist. In vertikaler Richtung sind jeweils 3 Zyklen aufgetragen, d.h. 12 Symbole für die rechte Hand und 9 für die linke. Ohne Zeitverzögerung führt die Fehlerkorrektur in der rechten Hand zu einer Oszillation, die die Symbolsequenzen '0101' oder '1010' ergibt. In der linken Hand gibt es 3 Teilintervalle pro Zyklus. Aufgrund der Kopplung beider Hände ergeben sich hier die Sequenzen '011' und '100'. Im Fall (a), $k_2^r, k_2^l < 0$, ist dabei die Abweichung der letzten Teilintervalle in beiden Händen entgegengesetzt, während im Fall (b), $k_2^r < 0, k_2^l > 0$, eine Abweichung mit gleichem Vorzeichen auftritt.

Die entsprechenden Simulationsergebnisse für eine Zeitverzögerung von $d = 1$ sind in Abb. 4.10 dargestellt. Hier gibt es in Bezug auf die Vorzeichen der Abweichung der Startwerte von den idealen Werten $s = 16$ verschiedene Kombinationen von Startwerten, die entlang der Abzisse aufgetragen sind. Diese numerischen Simulationen bestätigen die analytisch erzielten Ergebnisse (Abschnitt 4.2.3).

Die Form der Kopplung der beiden Hände hat großen Einfluß auf die möglichen Symbolmuster. Um diese Aussage zu illustrieren, betrachten wir den Fall linearer Kopplung. Er läßt sich durch geeignete Wahl der Kontrollparameter untersuchen, indem man $\alpha_2^{r,l} \sim 10^{-3}$ vorgibt und den Betrag der $k_2^{r,l}$ entsprechend groß, so daß $|k_2^{r,l} \alpha_2^{r,l}| < 1$. Die Ergebnisse entsprechender Simulationen sind in Abb. 4.11 dargestellt. Dabei zeigt sich, daß für asymmetrische Kopplung (b) die beiden Symbolsequenzen '001' und '110' auftreten.

Durch Vergleich aller in den hier gezeigten Abbildungen auftretenden periodischen Symbolmuster mit Tabelle 3.1 (S. 24) läßt sich erkennen, daß mit Hilfe des entwickelten Modells 88% der Daten erklärt werden können. Dabei ist zu beachten, daß mit dem deterministischen Modell nur periodische Symbolsequenzen simuliert werden können. Der oft in der Tabelle auftretende Fall, daß periodische Muster nur in einer Hand auftreten, ist nur im

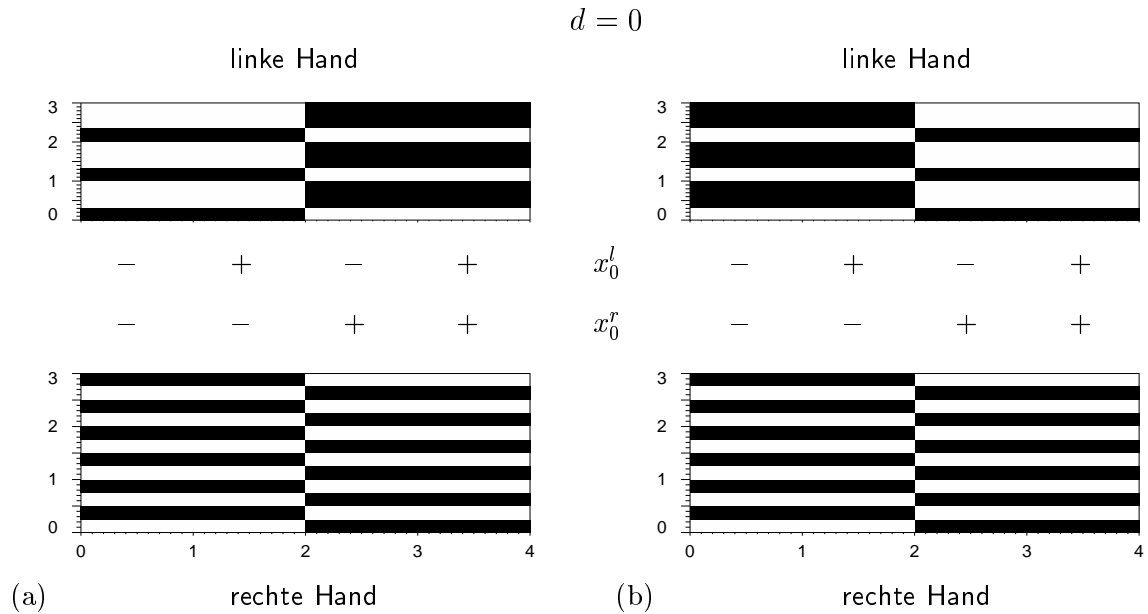


Abbildung 4.9: Periodische Symbolmuster im deterministischen Modell ohne Zeitverzögerung, d.h. $d = 0$, für alle Kombinationen von Startwerten (Vorzeichen der Abweichungen $z_i^{r,l}$). Auf der Ordinate sind die Symbole für 3 Zyklen aufgetragen, auf der Abzisse alle 4 möglichen Kombinationen von Startwerten, wobei die Symbole ‘+’ und ‘-’ das Vorzeichen der Abweichung von $x_0^{r,l}$ vom Idealwert abgeben. (a) Bei symmetrischer Kopplung, $k_2^r, k_2^l < 0$, haben die Abweichungen der jeweils ersten Teilintervalle in den beiden Händen entgegengesetztes Vorzeichen. (b) Im Fall asymmetrischer Kopplung, $k_2^r < 0, k_2^l > 0$, weichen die realisierten Werte der beiden ersten Teilintervalle in die gleiche Richtung vom idealen Wert ab.

stochastischen Modell reproduzierbar. Es ist aber leicht einzusehen, daß dies möglich ist. Die relativen Abweichungen sind in ihrer Größe durch die Beträge der Korrekturstärken $k_{1,2}^{r,l}$ manipulierbar. Werden die Parameter $k_{1,2}^{r,l}$ für eine Hand sehr klein gewählt, dann überdecken motorische Varianzen (4.31) in derselben Größenordnung die periodischen Muster, so daß nur die periodischen Symbolsequenzen in der anderen Hand sichtbar bleiben.

Auch eine vollständige Klassifikation aller möglichen periodischen Symbolmuster ist für den Vergleich mit experimentellen Daten noch unzureichend. Die Stabilität der Muster gegen statistische Schwankungen entscheidet letztlich darüber, welche Symbolmuster beobachtet werden können. Dieses Problem geht über den deterministischen Grenzfall hinaus.

4.4.3 Stochastische Simulationen qualitativer Übergänge

Aus den Überlegungen zur Modellierung periodischer Symbolmuster wird klar, daß eine geeignete Variation der Kontrollparameter $k_{1,2}^{r,l}$ in Abhängigkeit von der Zyklusdauer die in den experimentellen Daten gefundenen Phasenübergängen reproduzieren kann. Dabei soll allerdings lediglich eine lineare Abhängigkeit der Parameter vom Ausführungstempo zugelassen werden. Insbesondere eine nicht-monotone Variation der Parameter erscheint wenig plausibel, weil dies auch für andere psychologische Observablen wie die Zyklusvarianz nicht beobachtet wird. Als erstes Beispiel soll der Fall eines qualitativen Übergangs in

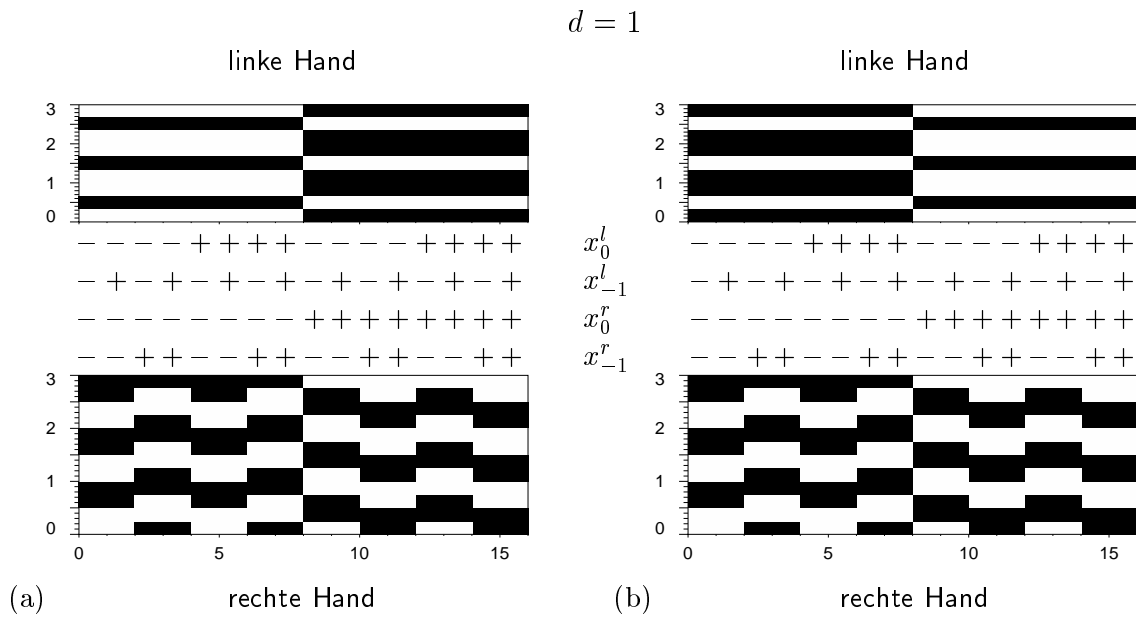


Abbildung 4.10: Periodische Symbolmuster im deterministischen Modell mit Zeitverzögerung $d = 1$ für verschiedene Startwerte. (a) Symmetrische Kopplung: $k_2^r, k_2^l < 0$. (b) Asymmetrische Kopplung: $k_2^r < 0, k_2^l > 0$.

$d = 1$ (lineare Kopplung)

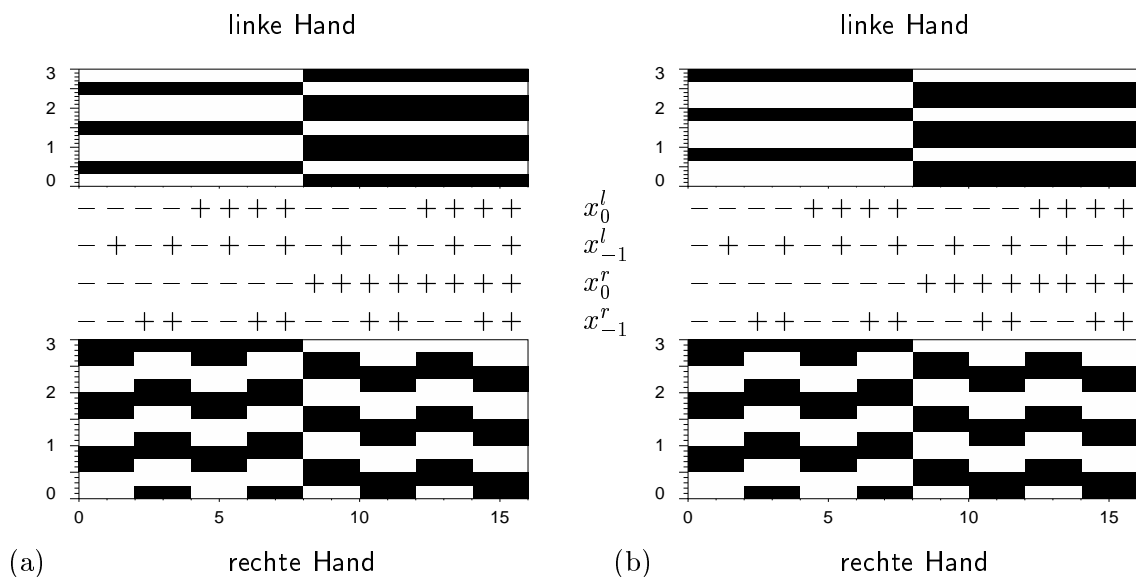


Abbildung 4.11: Periodische Symbolmuster im deterministischen Modell mit Zeitverzögerung $d = 1$ für verschiedene Startwerte bei linearer Kopplung. (a) Symmetrische Kopplung: $k_2^r, k_2^l < 0$. (b) Asymmetrische Kopplung: $k_2^r < 0, k_2^l > 0$.

Tabelle 4.3: Parameterwerte für die Simulationen in den Abbildungen 4.12 und 4.13.

1. Kontrollparameter		2. Fehlerkorrektur		3. Stochastik		4. Startwerte	
$\langle \xi \rangle$	600, ..., 9000 ms	α_1^r	0.052	b	10^{-3}	x_0^r	–
k_1^r	–40, ..., –1	α_1^l	0.097	a	0	x_{-1}^r	+
k_1^l	–21, ..., –1	α_2^r	0.08	ϵ	$4 \cdot 10^{-3}$	x_0^l	–
		α_2^l	0.05	$\langle m \rangle$	0 (15)	x_{-1}^l	+
		k_2^r	–10	σ_m^2	0 (25)		
		k_2^l	10				

der Dynamik beider Hände betrachtet werden (Abb. 4.12). Die dabei gewählten Parameter sind in Tabelle 4.3 aufgelistet. Die diskrete Zeitverzögerung d ist für alle Simulationen auf $d = 1$ festgesetzt.

In den folgenden Simulationen wurde die Zyklusdauer linear mit der Versuchsnummer von 600 ms auf 9000 ms variiert. Im ersten Beispiel werden k_1^r und k_1^l als Kontrollparameter gewählt, so daß diese ebenfalls linear von der Versuchsnummer bzw. von der Zyklusdauer abhängen. Der kritische Wert $|c_1^r| = |c_1^l| = 1$ wird bei Versuchsnummer 80 erreicht. Die Werte für $c_1^{r,l}$ sind bei kleineren Zyklusdauern überkritisch und bei größeren unterkritisch. In Abbildung 4.12 ist als Folge der bei Versuchsnummer 80 auftretenden Bifurkation eine Aufspaltung der Mittelwerte der Teilintervalle in verschiedene Werte zu erkennen. Diese Aufspaltung wird aber nicht direkt am Bifurkationspunkt sichtbar. Für unterkritische Werte der Fehlerkorrektur wird die „Aufgabenstellung“ im Mittel erfüllt, d.h. es gilt $\langle R_1 \rangle = \langle R_2 \rangle = \langle R_3 \rangle = \langle R_4 \rangle$ und $\langle L_1 \rangle = \langle L_2 \rangle = \langle L_3 \rangle$. Die Simulation in Abb. 4.12 beinhaltet stochastische Schwankungen der Zykluslänge, $b = 10^{-3}$ (vgl. Tab. 4.2), und bei der Zeitgebung, $\epsilon = 4 \cdot 10^{-3}$, während Fluktuationen der motorischen Systeme zunächst vernachlässigt wurden.

Die Auswertung dieser Simulationen soll nun mit symbolischer Dynamik durchgeführt werden. In Abbildung 4.13(a) ist der schon in Abb. 4.12 zu erkennende qualitative Übergang in Form des Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergangs zu sehen. Der Bifurkationspunkt bei Versuchsnummer 80 läßt bei der 2–Symbol–Kodierung (Gl. (3.5), S. 17) und der Kodierung mit 3 Symbolen (Gl. (3.6), S. 19) auffinden. Der Bereich des Phasenübergangs erstreckt sich in einer Übergangszone zwischen den Versuchsnummern 40 und 90. Diese läßt sich dadurch charakterisieren, daß die Fluktuationen ansteigen, was durch den Abfall in der Anzahl roter Symbole gegenüber dem Bereich großer Zyklusdauern zu erkennen ist.

Durch Hinzunahme von statistischen Schwankungen auf der motorischen Ebene erhält man gute Übereinstimmung mit qualitativen Übergängen in experimentellen Daten (siehe Abb. 4.13(c,d) für die 2– bzw. 3–Symbol–Kodierung mit $\sigma_m^2 = 25 \text{ (ms)}^2$). Der Bereich streng periodischer Symbolmuster für hohe Ausführungsgeschwindigkeiten bzw. kleine Zyklusdauern wird realistischer modelliert. Aufgrund des motorischen Rauschens kommt es zu kleinen Abweichungen von periodischen Symbolsequenzen. Bei der Kodierung mit 3 Symbolen wird durch die motorischen Fluktuationen der Bereich des Phasenübergangs weniger deutlich sichtbar.

Ein wichtiges Ziel für die Modellierung ist es, die häufigsten periodischen Symbolsequenzen, die im Experiment beobachtet werden, zu reproduzieren. Ein Blick auf Tabelle 3.1

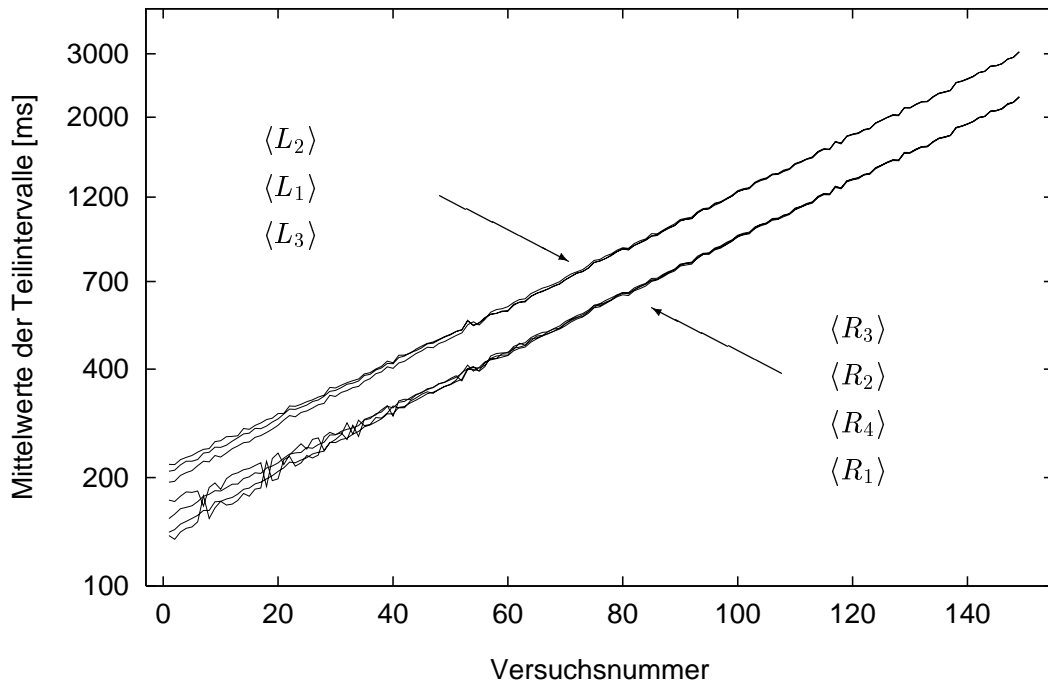


Abbildung 4.12: Simulation eines Phasenübergangs: Die realisierten Mittelwerte der Teilintervalle spalten am Bifurkationspunkt (Versuchsnr. 80) auf, so daß periodische Symbolmuster (Abb. 4.13) beobachtet werden. Die Korrekturstärken k_1^r und k_1^l werden dabei linear mit der Zyklusdauer variiert (Tab. 4.3).

(S. 24) zeigt, daß das häufigste Muster in der Gruppe sowohl der jungen als auch der alten Amateure das Muster (R: —, L: 010) ist. Im Modell wird ein entsprechender qualitativer Übergang durch Variation der Korrekturparameter $k_{1,2}^l$ erreicht (Abb. 4.14(a) und Tab. 4.4(a)). Das zweithäufigste Muster (R: —, L: 101) ist von derselben Struktur. Man erhält es im Modell durch Abänderung der Startwerte.

Mit weiteren Simulationen soll nun gezeigt werden, daß das entwickelte Modell auch kompliziertere Typen von Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergängen reproduzieren kann. Die Abbildungen 4.14(b-d) zeigen typische Muster, die in den experimentellen Daten gefunden werden. Oft zeigen sich bei den Versuchspersonen undeutlicher ausgeprägte periodische Symbolsequenzen, wie in den Daten der linken Hand von Abb. 4.14(b). Die Struktur des Symbolmusters von Versuchsperson 705 wurde mit dem Modell in Abb. 4.14(c) qualitativ wiedergegeben. In den experimentellen Daten liegen auch kompliziertere Muster vor, in denen Übergänge zwischen verschiedenen periodischen Sequenzen, also Ordnung^A–Ordnung^B–Übergänge, beobachtet werden können.

Der Vergleich zwischen Symbolmustern von Originaldaten des Experimentes und numerischen Simulationen des Modell kann auf quantitative Weise mit Hilfe der Shannon–Entropie geschehen. Für Simulation C aus Tab. 4.4 wird dieser Vergleich exemplarisch in Abb. 4.15 durchgeführt. Die Abbildungen (a) und (b) zeigen das Symbolmuster der 2–Symbol–Kodierung für Versuchsperson 705 und ihre zugehörigen Shannon–Entropien. Es ist zu erkennen, daß die Übergänge qualitativ gut reproduziert werden können, wobei der

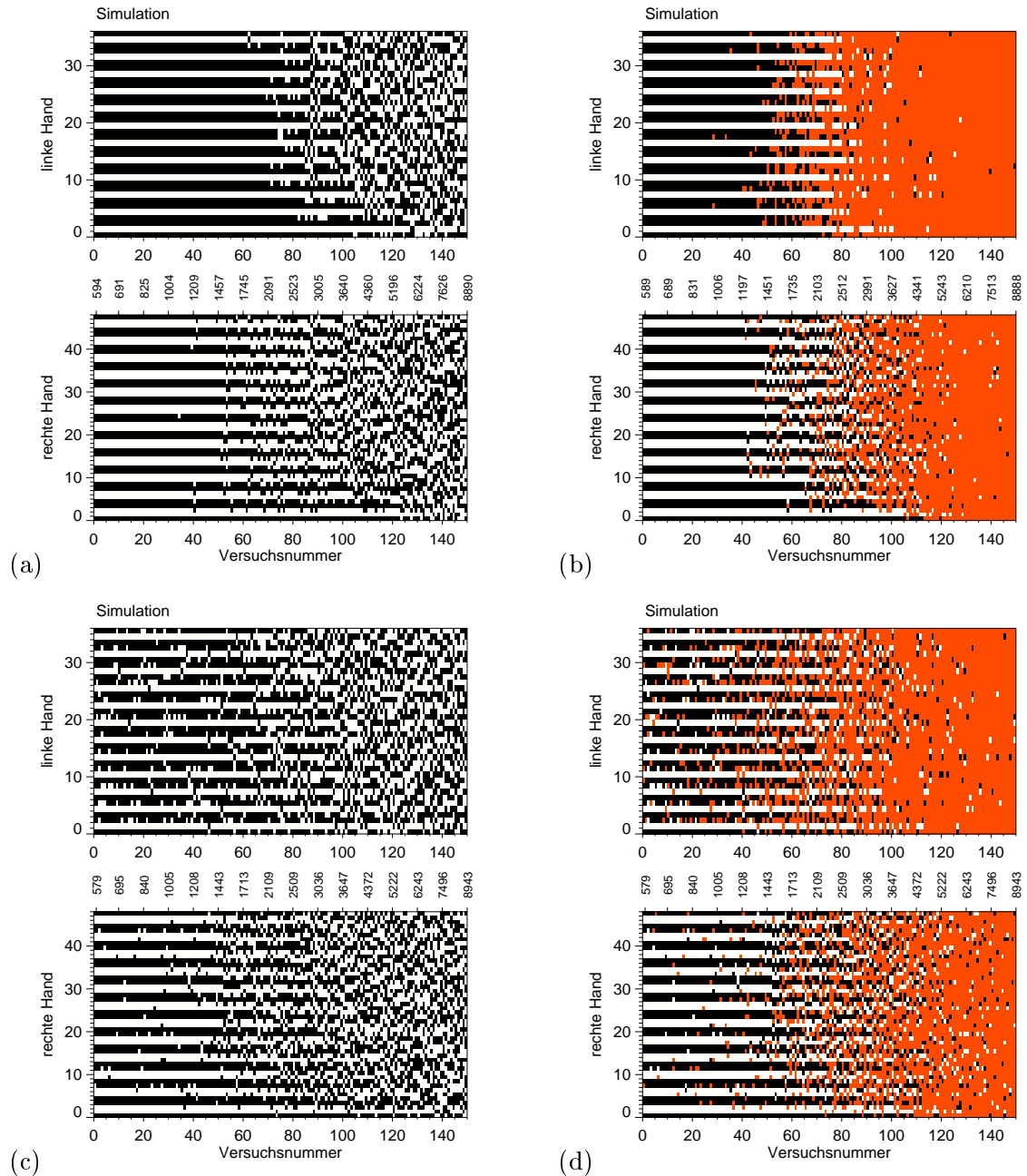


Abbildung 4.13: Simulation eines Phasenübergangs. Die Parameterwerte des Modells sind in Tab. 4.3 aufgelistet. In (a,c) wurde die 2-Symbol-Kodierung angewandt, während die Zeitreihen bei (b,d) mit 3 Symbolen dargestellt sind. In (a,b) gibt es keine Stochastik auf der motorischen Ebene, was zu einem deutlich Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergang führt. Für die meisten experimentellen Datensätze sind die Abweichungen von zufälligen Symbolmustern nicht streng periodisch. Im Modell wird dies durch die Hinzunahme von Fluktuationen auf der motorischen Ebene, $\sigma_m^2 = 25 \text{ (ms)}^2$, erklärt (c,d).

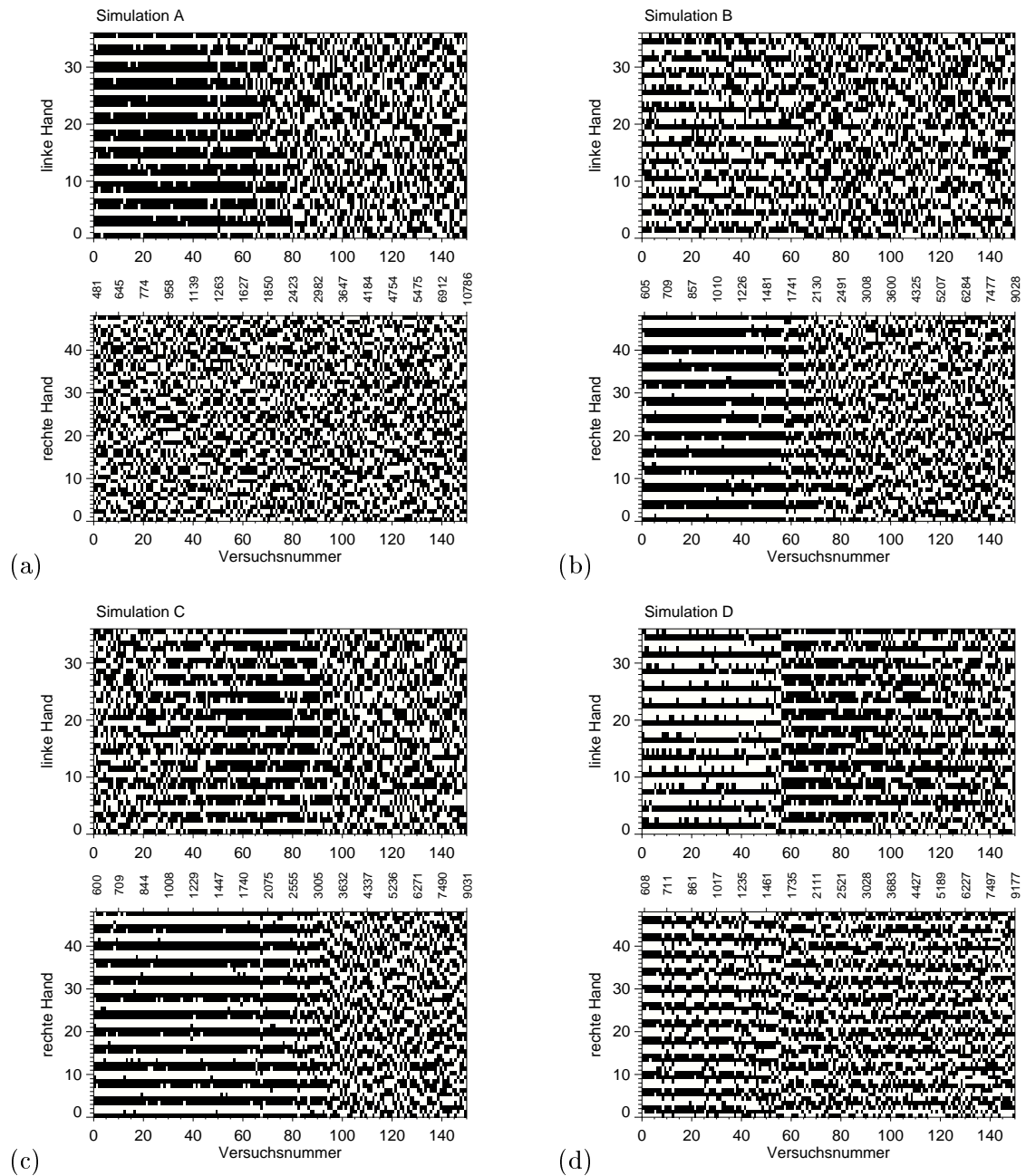


Abbildung 4.14: Simulationsbeispiele für Ordnungs–Unordnungs–Phasenübergänge. Die Parameterwerte sind in Tab. 4.4 zusammengefaßt. (a) Die Variation der Korrekturstärken $k_{1,2}^l$ ermöglicht es, Übergänge zum häufigsten Symbolmuster (R: —, L: 010) für die beiden Gruppen von Amateuren zu reproduzieren. (b) Bei dieser Simulation tritt ein Phasenübergang in der rechten Hand auf, wobei in der linken Hand zwar keine ausgeprägt Periode auftritt, aber dennoch eine deutliche Abweichung von einem zufälligen Symbolmuster zu beobachten ist (Versuchsnr. 1–60). (c) Simulation des Symbolmusters von Versuchsperson 705, das bereits in Abb. 3.8 (S. 30) diskutiert wurde. (d) Das Modell ermöglicht es auch, Übergänge zwischen verschiedenen annähernd periodischen Mustern zu reproduzieren, wie es auch experimentell beobachtbar ist.

Tabelle 4.4: Parameterwerte für die Simulationen in den Abbildungen 4.14(a–d).

	1. Kontrollparameter		2. Fehlerkorrektur		3. Stochastik		4. Startwerte	
A	$\langle \xi \rangle$	600, ..., 9000	α_1^r	0.04	b	10^{-3}	x_0^r	–
	k_1^l	–25, ..., –5	α_1^l	0.08	a	0	x_{-1}^r	+
	k_2^l	20, ..., 35	α_2^r	0.5			x_0^l	–
	ϵ	10^{-3} , ..., 10^{-2}	α_2^l	0.2	$\langle m \rangle$	11	x_{-1}^l	+
			k_1^r	–25	σ_m^2	40		
		k_2^r	–1					
B	$\langle \xi \rangle$	600, ..., 9000	α_1^r	0.1	b	10^{-3}	x_0^r	–
	k_1^r	–40, ..., –5	α_1^l	0.09	a	0	x_{-1}^r	+
	k_1^l	–25, ..., –5	α_2^r	0.5			x_0^l	–
	k_2^r	–5, ..., –15	α_2^l	0.1	$\langle m \rangle$	11	x_{-1}^l	+
	ϵ	10^{-3} , ..., $8 \cdot 10^{-3}$	k_2^l	–3	σ_m^2	30		
C	$\langle \xi \rangle$	600, ..., 9000	α_1^r	0.07	b	$5 \cdot 10^{-4}$	x_0^r	–
	k_1^l	–8, ..., –30	α_1^l	0.09	a	0	x_{-1}^r	+
	k_2^r	–8, ..., –15	α_2^r	0.3			x_0^l	–
	k_2^l	1, ..., 25	α_2^l	0.08	$\langle m \rangle$	11	x_{-1}^l	+
	ϵ	10^{-3} , ..., 10^{-2}	k_2^r	–35	σ_m^2	40		
D	$\langle \xi \rangle$	600, ..., 9000	α_1^r	0.1	b	10^{-3}	x_0^r	–
	k_1^r	–20, ..., –5	α_1^l	0.1	a	0	x_{-1}^r	–
	k_1^l	–20, ..., –1	α_2^r	0.1			x_0^l	+
	ϵ	0, ..., 10^{-4}	α_2^l	0.1	$\langle m \rangle$	11	x_{-1}^l	+
			k_2^r	–5	σ_m^2	10		
		k_2^l	5					

Verlauf der Entropiekurven bei den simulierten Daten weniger scharf ausgeprägt ist. Dies ist eine Folge der Beschränkung auf lineare Variation der Kontrollparameter. Für reale Systeme ist nicht zu erwarten, daß diese lineare Variation über den gesamten Bereich von Ausführungsgeschwindigkeiten gilt.

Eine detaillierte Analyse der Koordinationsdynamik wurde in Abschnitt 3.3 mit der speziellen Symbolkodierung der dynamischen Moden erzielt. Hier beschränken wir uns auf den Hinweis, daß es mit dem entwickelten Modell gelingt, auch die im Experiment beobachteten dynamischen Moden in guter qualitativer Übereinstimmung zu reproduzieren.

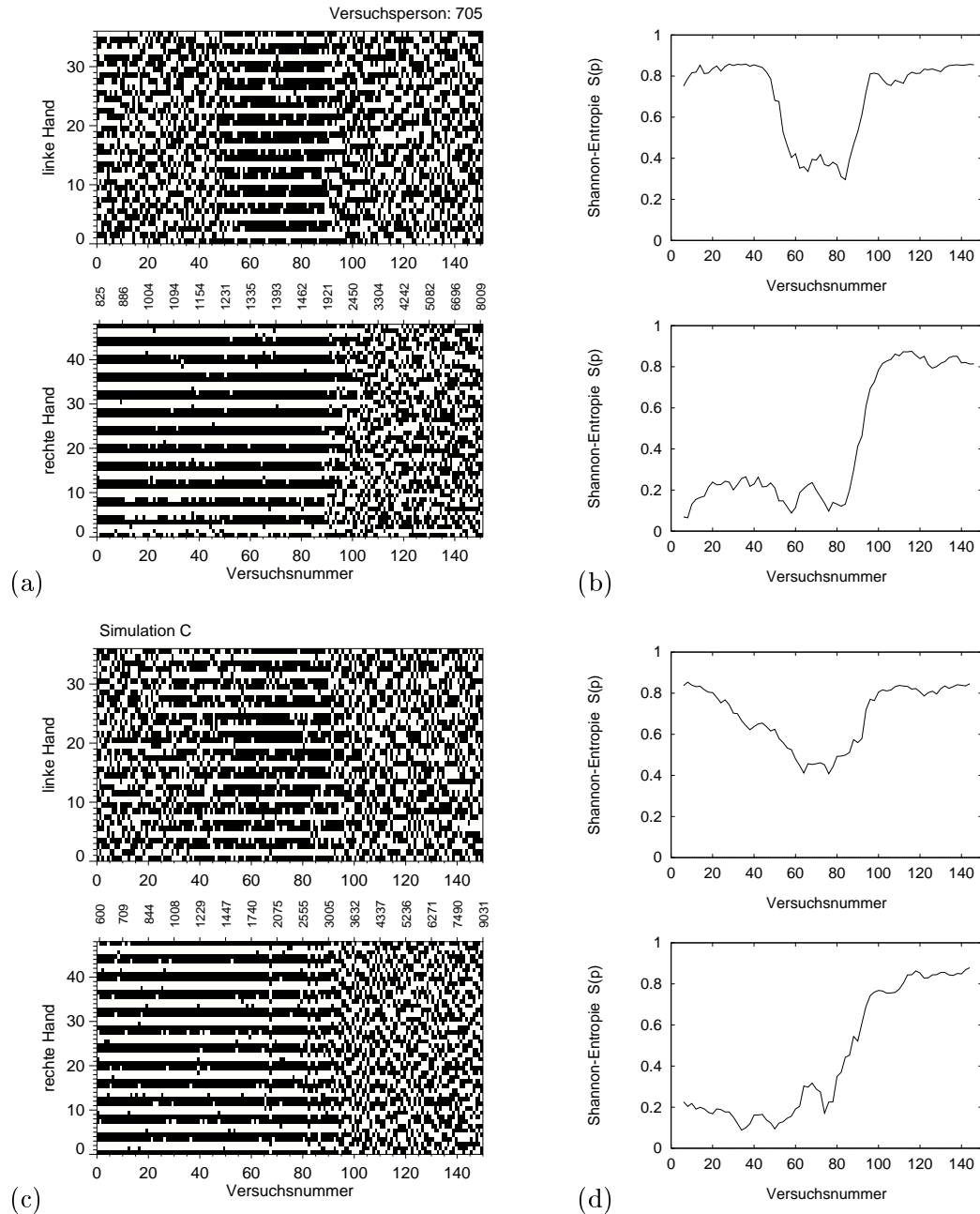


Abbildung 4.15: Vergleich von Symbolmustern mittels der Shannon-Entropie der Wortstatistik. (a,b) Daten der Versuchsperson 705. (b,c) Simulation C mit den Parametern aus Tab. 4.4. Der doppelte qualitative Übergang in der linken Hand und der einfache Übergang in der rechten wird von der Shannon-Entropie wiedergegeben. Die Ordnungs-Unordnungs-Phasenübergänge sind in den Simulationen weniger scharf ausgeprägt als in den experimentellen Daten. Dies lässt sich auch an einer weniger abrupten Änderung der Shannon-Entropie erkennen lässt.

4.4.4 Analyse der Kovarianz–Struktur

Das vorrangige Ziel bei der Entwicklung des dynamischen Zwei–Ebenen–Modells bestand in der theoretischen Beschreibung der experimentell gefundenen qualitativen Übergänge. Viele Arbeiten zur Untersuchung der Fluktuationen bei Prozessen der Bewegungssteuerung konzentrieren sich auf die Analyse der Kovarianzmatrix der produzierten Intervalle [Vorberg & Wing 1996]. Um die Kovarianz der Intervalle I_m und I_n ,

$$\text{cov}(I_m, I_n) = \langle (I_m - \langle I_m \rangle)(I_n - \langle I_n \rangle) \rangle, \quad (4.43)$$

zu berechnen, verwendet man in der Regel als Schätzfunktion die durch zeitliche Mittelung gewonnene Größe⁵

$$\widehat{\text{cov}}(I_m, I_n) = \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} (I_m^i - \mu_m)(I_n^i - \mu_n), \quad (4.44)$$

wobei der obere Index i den Zyklus bezeichnet, N_c die Anzahl der Zyklen ist und die zeitlichen Mittelwerte der Teilintervalle durch $\mu_m = \sum_i I_m^i / N_c$ und $\mu_n = \sum_i I_n^i / N_c$ gegeben sind.

Die Diagonalelemente der Kovarianzmatrix sind die Varianzen $\text{var}(I_n) = \text{cov}(I_n, I_n)$. Die Abhängigkeit der Varianz der Teilintervalle I_n von der Zyklusdauer ist unterschiedlich (Abb. 4.16). Die beobachteten Fluktuationen der Zyklusdauer wirken sich also unterschiedlich auf die einzelnen Teilintervalle aus. Die Varianz des Intervalls I_7 , der Asynchronie beim gemeinsamen Anschlag beider Hände, sollte nicht vom Tempo abhängen, wenn der gemeinsame Anschlag auf der kognitiven Kontrollebene mit einem Befehl gesteuert wird. Dies ist in guter Näherung erfüllt für Versuchsperson 811 (Abb. 4.16(a)). Im Simulationsbeispiel (Parameterwerte s. Tab. 4.4(D)) steigt $\text{var}(I_7)$ zunächst wie alle anderen Varianzen an, fällt dann aber wieder auf den Ausgangswert ab.

Die Interpretation der Kovarianzen wird erleichtert, wenn sie als Korrelationen ausgedrückt,

$$\text{cor}(I_m, I_n) = \frac{\text{cov}(I_m, I_n)}{\sqrt{\text{var}(I_m) \text{var}(I_n)}}, \quad (4.45)$$

d.h. auf die entsprechenden Varianzen der Intervalle normiert werden. Für die Datensätze (wie in Abb. 4.16) sind die Korrelationen in Abb. 4.17 dargestellt. Für kleine Versuchsnummern bzw. kurze Zyklusdauern erzielt man qualitativ gute Übereinstimmung zwischen experimentellen Daten und numerischen Simulationen. Das Vorzeichen der Korrelationen ist für alle Intervallkombinationen richtig. Für lange Zyklusdauern werden die Korrelationen allerdings unrealistisch groß. Diese Diskrepanz zwischen experimentellen Daten und Modell läßt sich begründen: Das entwickelte dynamische Zwei–Ebenen–Modell ist grundsätzlich ein paralleles Modell, d.h. die Hände werden von zwei verschiedenen Prozessen (Gleichungen) kontrolliert. Bei langen Zyklusdauern ist aber aus psychophysikalischen Argumenten eine serielle Organisation zu erwarten [Krampe et al. 1996].

Abschließend sollen noch einige Bemerkungen zum Zwei–Ebenen–Modell gemacht werden. Wie in Abschnitt 4.3 diskutiert, beobachtet man für einfache Tapping–Aufgaben eine

⁵Für die vergleichsweise kurzen experimentellen Zeitreihen ($N_c = 12$) ist die Schätzung (4.44) nicht erwartungstreu, d.h. es gibt einen systematischen Fehler [Vorberg & Wing 1996]. Dieses Problem ist für den Vergleich zwischen experimentellen Daten und Simulationen jedoch unerheblich, da der systematische Fehler in beiden Fällen derselbe ist.

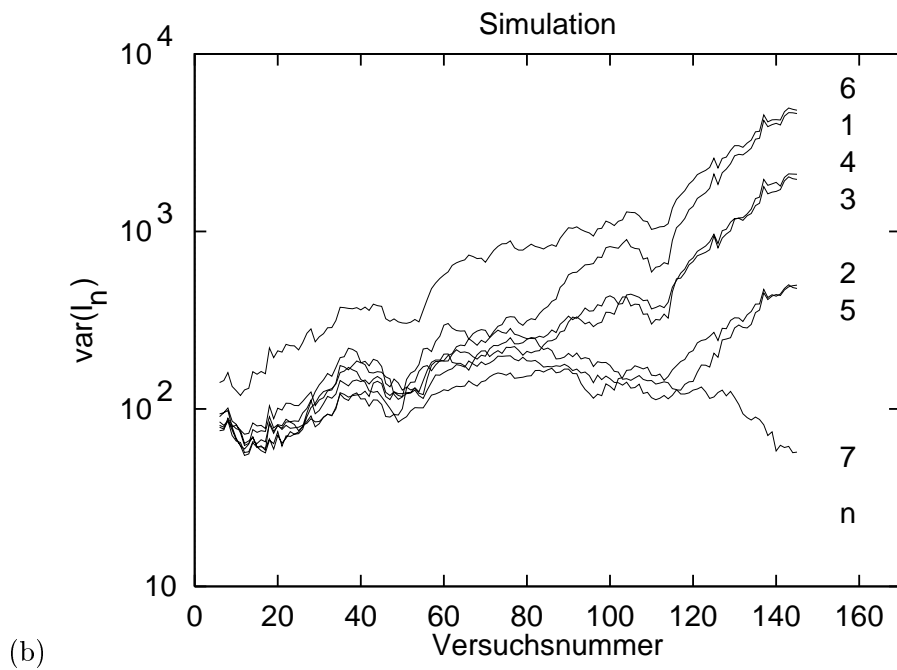
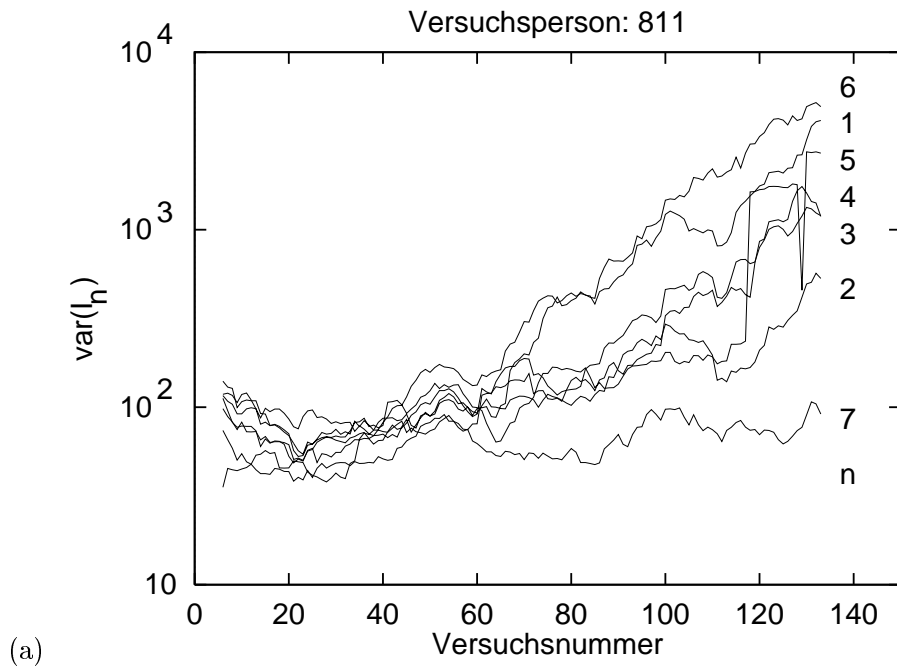


Abbildung 4.16: Varianzen der Teilintervalle $\text{var}(I_n)$, aufgetragen über die Versuchsnummer. Die Zyklusdauer steigt monoton mit der Versuchsnummer. Die Varianzen sind mit einem gleitenden Mittel der Breite 5 geglättet worden. (a) Für Versuchsperson 811 ergeben sich unterschiedliche Steigungen der Kurven, je nach der mittleren Intervalldauer. Die Asynchronie, Intervall I_7 , ist annähernd unabhängig vom Tempo. (b) Simulationsbeispiel D ist mit diesem experimentellen Befund qualitativ in guter Übereinstimmung.

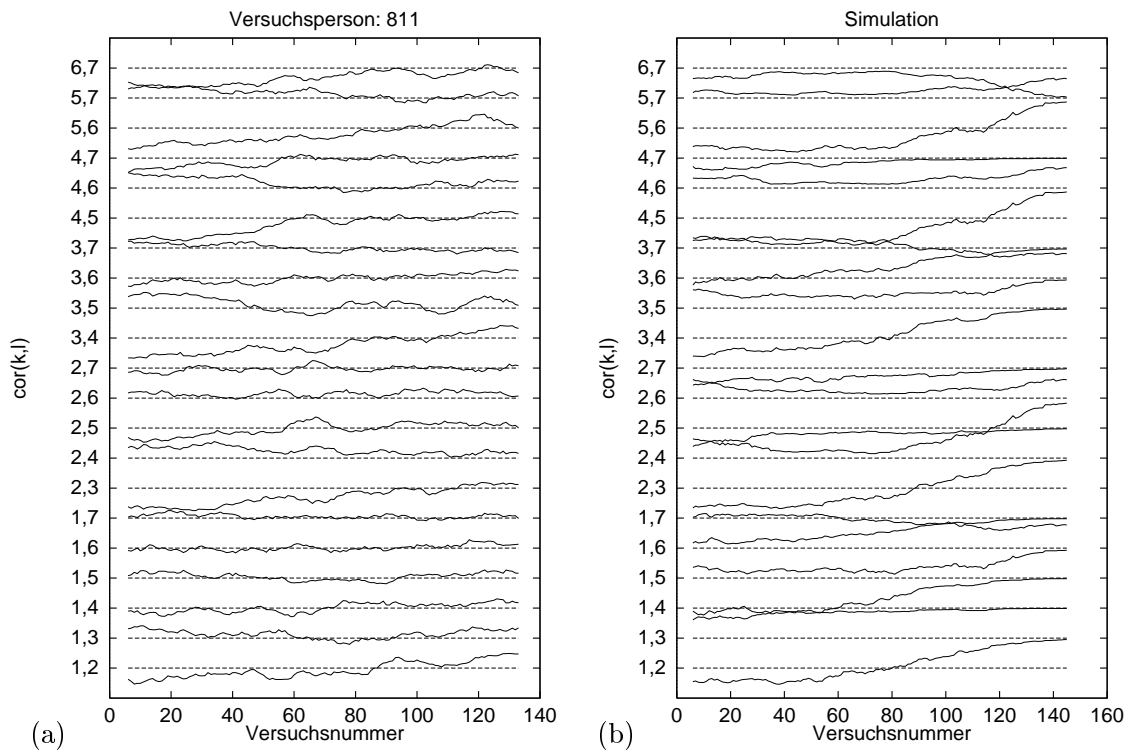


Abbildung 4.17: Korrelationsmatrix der Daten von Versuchsperson 811 (a) und Simulation D (b). Die Daten sind mit einem gleitenden Mittel der Breite 5 geglättet worden. Für den Bereich kleiner Zyklusdauern besteht qualitative Übereinstimmung zwischen den Daten der Versuchsperson und der Simulation. Erst bei langen Zyklusdauern nehmen die Korrelationen in der Simulation unrealistisch große Werte an.

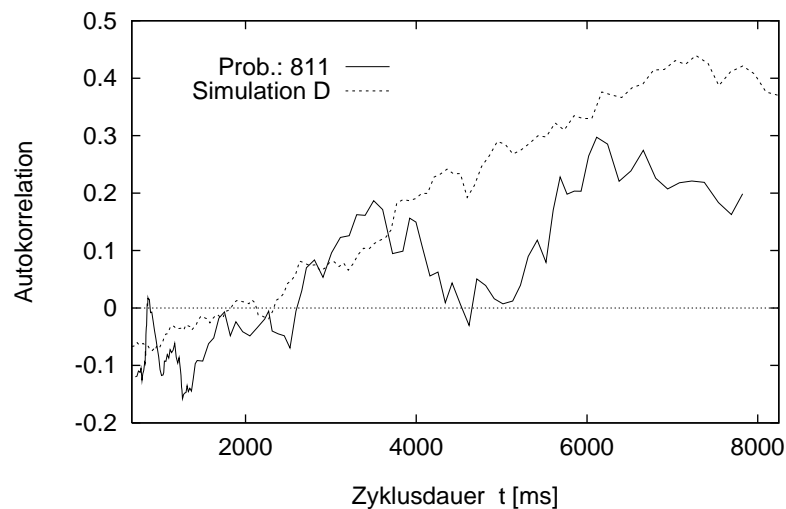


Abbildung 4.18: Vergleich der Autokorrelation $\tilde{\gamma}(1)$ bei Verschiebung 1 zwischen experimentellen Daten und Simulationen. Es werden die Zeitreihen der rechten Hand von Versuchsperson 811 mit denen von Simulation D verglichen. Die Einführung der stochastischen motorischen Verzögerungen erzeugt die negative Autokorrelation für schnelle Tempi in guter Übereinstimmung zwischen experimentellen Daten und Simulationen.

negative Autokorrelation $\tilde{\gamma}(1)$ bei Verschiebung 1 (Gl. (4.36) auf S. 64). Im Falle komplizierterer Bewegungen wie bei den hier untersuchten Polyrhythmen existiert aber eine Abhängigkeitsstruktur in den Sequenzen der produzierten Zeitintervalle. Dadurch sind die in Abschnitt 4.3.1 gemachten Annahmen nicht mehr erfüllt. Im Modell ist dies dadurch offensichtlich, daß die Intervalle x_i auf der Kontrollebene durch dynamische Prozesse mit nichtlinearer Fehlerkorrektur erzeugt werden und daher nicht als unkorrelierte Zufallsvariablen betrachtet werden dürfen. Für kurze Zyklusdauern beobachtet man in den experimentellen Daten eine negative Autokorrelation $\tilde{\gamma}(1)$, die im Modell durch Einführung der motorischen Ebene erreicht wird (Abb. 4.18). Bei längeren Zyklusdauern sind die aufeinanderfolgenden Intervalle — in Übereinstimmung zwischen experimentellen Daten und Modell — positiv korreliert.

4.5 Zusammenfassung

Die Modellierung qualitativer Übergänge in der Dynamik ist ein idealer Ausgangspunkt für die Entwicklung theoretischer Modelle. In der Literatur ist das HKB-Modell [Haken et al. 1985] für die kognitive Psychomotorik (und darüber hinaus) das bekannteste Beispiel für diesen Ansatz. Demgegenüber konzentrieren sich die traditionellen Modelle in der psychologischen Forschung auf die Beschreibung der statistischen Fluktuationen [Vorberg & Wing 1996]. Das in diesem Kapitel entwickelte dynamische Zwei-Ebenen-Modell stellt einen Versuch dar, beide Ansätze zu vereinigen. Grundlage dafür ist die Entdeckung qualitativer Übergänge bei der (stabilen) Produktion von 4:3-Polyrhythmen (Kapitel 3).

Die Annahme nichtlinearer Fehlerkontrolle führt im Rahmen einfacher Modelle der Rhythmusproduktion zur Existenz instabiler periodischer Orbits (Abschnitt 4.1), die sich in experimentellen Daten testen läßt [Pei & Moss 1996, So et al. 1996]. Für die Beschreibung der Ausführung bimanueller rhythmischer Bewegungen können die in den Experimenten gefundenen Symbolmuster mit nichtlinearer Fehlerkorrektur erklärt werden. Eine zentrale Rolle spielt dabei zeitverzögerte Rückkopplung (Abschnitt 4.2). Die Annahme von Zeitverzögerung bei der Fehlerkorrektur ist zudem physiologisch und psychologisch plausibel, weil die Verarbeitungszeiten von Korrektursignalen für instantane Kontrolle zu lang sind (siehe auch die Diskussion in Kapitel 5).

Eine wichtige Rolle bei der Modellierung von motorischen Prozessen spielen stochastische Fluktuationen (Abschnitt 4.3). Das entwickelte dynamische Modell bietet hier den Vorteil, daß es sich in den theoretischen Rahmen der stochastischen Zwei-Ebenen-Modelle einbetten läßt. Im dynamischen Zwei-Ebenen-Modell haben die beobachteten statistischen Schwankungen ihre Ursache sowohl auf der kognitiven Ebene der Zeitgebung (Timing) als auch in den motorischen Systemen. Während die motorischen Fluktuationen im physikalischen Sinne die Rolle von „Beobachtungsrauschen“ haben, wechselwirken die Fluktuationen des Zeitgebers mit den nichtlinearen Kontrollprozessen (Abschnitt 4.4).

Diskussion und Ausblick

Die Untersuchung der Produktion von Polyrhythmen hat große Bedeutung für das Verständnis der menschlichen Motorik. In diesem Forschungsgebiet stehen sich im wesentlichen zwei Ansätze relativ unverbunden gegenüber (Abschnitt 1.3). Arbeiten innerhalb des dynamischen Ansatzes konzentrieren sich auf die Analyse von qualitativen Übergängen zwischen Polyrhythmen verschiedener Ordnung [Haken et al. 1996]. Im Gegensatz dazu werden innerhalb des repräsentationalen Ansatzes motorische Programme mit lokalem Geltungsbereich verwendet, um die Variabilität und hierarchische Struktur von Zeitgebungsprozessen zu modellieren [Vorberg & Wing 1996].

Einordnung der vorliegenden Arbeit

In dieser Arbeit wurden mit Hilfe der symbolischen Dynamik (Kapitel 3) als Methode der nichtlinearen Zeitreihenanalyse qualitative Übergänge bei der Produktion von 4:3-Polyrhythmen entdeckt [Engbert et al. 1997b]. Dieses Ergebnis hat wichtige Konsequenzen für die Annahme, daß die motorische Steuerung von Polyrhythmen auf motorischen Programmen basiert. Einerseits zeigt die Existenz von qualitativen Übergängen, daß Kontrollprozesse bei der Bewegungsausführung aktiv sind. Dieses Ergebnis ist nicht trivial, da eine Vielzahl von Arbeiten gezeigt hat, daß Kontinuationsaufgaben durch lineare stochastische Modelle ohne Fehlerkorrektur beschrieben werden können [Jagacinski et al. 1988, Summers et al. 1993, Krampe et al. 1996, Vorberg & Wing 1996]. Andererseits muß der Rückkopplungsmechanismus nichtlinear sein (Kapitel 4). Beide Eigenschaften sind mit der in der Literatur verbreiteten Formulierung von motorischen Programmen [Vorberg & Wing 1996] unvereinbar.

Andererseits zeigen Untersuchungen der Kovarianzen von produzierten Zeitintervallen, daß die der Rhythmusproduktion zugrundeliegenden Zeitgebungsprozesse eine komplizierte Abhängigkeitsstruktur besitzen [Krampe et al. 1996]. Über diese Abhängigkeitsstruktur gibt es keine Untersuchungen innerhalb des dynamischen Ansatzes. Ausgangspunkt dieses Ansatzes ist vielmehr die Frage, wie die qualitative Dynamik des komplexen Verhaltens von Lebewesen entsteht [Kelso 1990, Kelso 1994]. Wichtige Beiträge zur Beantwortung dieser Frage hat die Theorie der Selbstorganisation geliefert [Ebeling 1976, Haken 1977, Nicolis & Prigogine 1977]. Entsprechende Arbeiten reichen von der Modellierung einfacher Fingerbewegungen [Haken et al. 1985] bis hin zu dynamischen Analysen der Hirnaktivität [Fuchs et al. 1992]. Trotz dieser Erfolge stellen die großen, selbst bei vergleichsweise einfachen Aufgaben beobachtbaren Fluktuationen und deren Abhängigkeitsstruktur ein zentrales Problem der kognitiven Psychomotorik dar [Vorberg & Wing 1996].

Das in dieser Arbeit entwickelte dynamische Zwei-Ebenen-Modell ist ein Versuch, Konzepte der nichtlinearen Dynamik mit denen der Bewegungssteuerung durch motorische Programme zu kombinieren [Engbert et al. 1997c]. Mit diesem Modell können die gefundenen qualitativen Übergänge erklärt werden. Für das Verständnis dieser Übergänge ist die deterministische Version des Modells von großem Nutzen [Scheffczyk et al. 1997].

Durch nichtlineare Fehlerkorrektur kommt es bei Variation des Ausführungstempos zu Bifurkationen, die als qualitative Übergänge im Experiment nachgewiesen werden können (Abschnitt 4.2). Die stochastische Version des entwickelten Modells (Abschnitt 4.3) kombiniert das Konzept der Zwei-Ebenen-Modelle [Wing & Kristofferson 1973a, Vorberg & Wing 1996] mit nichtlinearer Fehlerkorrektur. Weil dabei Prinzipien motorischer Programme durch eine dynamische Fehlerkontrolle ergänzt werden, läßt sich das in dieser Arbeit entwickelte dynamische Zwei-Ebenen-Modell als Querverbindung zwischen den beiden vorherrschenden theoretischen Traditionen bei der Untersuchung von Polyrhythmen ansehen [Engbert et al. 1997c].

Symbolische Dynamik und Zeitreihenanalyse

Für die Entdeckung der qualitativen Übergänge im 4:3-Polyrhythmus ist die Variation des Ausführungstempos (Kontrollparameter) von entscheidender Bedeutung. In der untersuchten Studie [Krampe et al. 1996] ist der Tempobereich, im Vergleich zu anderen in der Literatur bekannten Untersuchungen, extrem groß. Dies ist eine zentrale Voraussetzung für die in der vorliegenden Arbeit angewendeten Methoden und die damit erzielten Ergebnisse.

Bei der Analyse der Zeitreihen ist die Methode der symbolischen Dynamik erfolgreich eingesetzt worden (Kapitel 3). Insbesondere bei der Untersuchung der vergleichsweise kurzen und mit großen Fluktuationen behafteten Datenreihen geben die Strukturen in Symbolsequenzen robuste und charakteristische Eigenschaften der zugrundeliegenden Koordinationsdynamik wieder [Engbert et al. 1997a]. Die Reichweite der Methode ist zudem anhand der Untersuchung der Synchronisation von Herzdynamik und Atmung, einem physiologischen Anwendungsfall (Abschnitt 3.5), demonstriert worden [Schiek et al. 1997].

Stochastische Fluktuationen bei der Zeitgebung und in den motorischen Systemen erschweren die experimentelle Analyse der dynamischen Steuerung [Wing 1977]. In dieser Arbeit wurde gezeigt, daß die Methode der symbolischen Dynamik ein geeignetes Werkzeug zur Analyse der Koordinationsdynamik ist (Abschnitt 3.3). Die Shannon-Entropie der Verteilung der dynamischen Moden erweist sich als geeignetes Maß zur Charakterisierung der Leistung der Versuchspersonen über den gesamten Tempobereich (Abschnitt 3.3.2). Außerdem ist das Auftreten der Locked-Mode im mittleren Tempobereich ein wichtiger Hinweis auf Nichtlinearitäten bei der kognitiven Kontrolle, da bei diesen Geschwindigkeiten keine rein motorischen Beschränkungen bei der Ausführung der Bewegungen existieren (Abschnitt 3.3.3).

Dynamisches Zwei-Ebenen-Modell

Mit Hilfe nichtlinearer Fehlerkorrektur können qualitative Änderungen in der Dynamik modelliert werden. Bereits in einem einfachen Modell für einhändige isochrone Rhythmen läßt sich durch eine Bifurkation (Periodenverdopplung) die Entstehung einer Oszillation um einen isochronen Rhythmus erklären (Abschnitt 4.1). Dies ist die Grundlage für die Modellierung von periodischen Symbolmustern, die in den experimentellen Daten nachgewiesen wurden [Engbert et al. 1996]. Mit Hilfe des Tests auf instabile periodische Orbits

[Pei & Moss 1996, So et al. 1996] konnte dieses einfache Modell überprüft werden.

Durch Kopplung von zwei Gleichungen des Modells für einhändige isochrone Rhythmen erhält man ein dynamisches Modell zur Produktion von Polyrhythmen [Scheffczyk et al. 1997]. Mit analytischen Rechnungen kann unter vereinfachenden Annahmen gezeigt werden, daß dieses Modell das Auftreten von periodischen Symbolmustern und qualitativen Übergängen richtig beschreibt (Abschnitt 4.2.3). Es ist eine wichtige Eigenschaft des Modells, daß es sich in den theoretischen Rahmen der stochastischen Zwei-Ebenen-Modelle einfügen läßt [Engbert et al. 1997c]. Dabei lassen sich viele Ergebnisse aus den Arbeiten über Zwei-Ebenen-Modelle auf das hier entwickelte Modell übertragen.

Die theoretische Beschreibung von Bewegungsabläufen durch Modelle mit nichtlinearer Fehlerkontrolle bringt einen neuen Aspekt in die Debatte um invariante relative Zeitgebung [Schmidt 1985, Gentner 1987, Heuer 1988]. Viele Tätigkeiten wie das Schreiben oder das Musizieren, insbesondere die Produktion von Rhythmen, sind hochgradig erlernte Fähigkeiten, die mühelos über einen ganzen Bereich von Geschwindigkeiten ausgeführt werden können. Das motiviert die Annahme, daß diese Handlungen als invariante Muster im Gehirn repräsentiert sind (Abschnitt 4.3.3). Für die Ausführung einer Bewegung muß das vorliegende Muster mit einem Parameter, der die Geschwindigkeit der Bewegung festlegt, skaliert werden. Dies ist das Konzept der invarianten relativen Zeitgebung innerhalb der Theorie motorischer Programme [Heuer 1991, Vorberg & Wing 1996]. Entsprechende Invarianzen lassen sich jedoch bisher nicht in experimentellen Daten nachweisen. Ein möglicher Grund könnte in der nichtlinearen Fehlerkorrektur liegen. Das Ausführungstempo ist auch im entwickelten dynamischen Zwei-Ebenen-Modell ein freier Parameter, es liegt also invariante relative Zeitgebung vor. Durch die Hinzunahme nichtlinearer Rückkopplung geht die invariante Zeitgebung auf der Ebene der gemessenen Zeitintervalle aber verloren. Damit ist das in dieser Arbeit entwickelte dynamische Zwei-Ebenen-Modell geeignet, die theoretischen Argumente für invariante relative Zeitgebung mit den Schwierigkeiten bei deren experimentellen Nachweis in Einklang zu bringen.

Eine weitere interessante Eigenschaft des entwickelten Modells ist die Fehlerkorrektur mit zeitverzögerter Rückkopplung (Abschnitt 4.2.1). Die Existenz zeitlicher Verzögerungen ist aufgrund der endlichen Informationsverarbeitungszeiten psychologisch plausibel und wird durch zahlreiche neurophysiologisch orientierte Arbeiten bestätigt [Glass & Mackey 1979, Rensing et al. 1987, Mackey & Milton 1988].

Eine Analyse der Kovarianzen zeigt gute Übereinstimmung zwischen experimentellen Daten und Modell im Bereich hoher Tempi ($t < 4$ s). Für lange Zyklusdauern ($t > 4$ s) sagt das entwickelte dynamische Zwei-Ebenen-Modell deutlich stärkere Korrelationen voraus, als tatsächlich in experimentellen Daten beobachtet werden (Abschnitt 4.4.4). Diese Diskrepanz ist eine Folge der parallelen Organisation des Modells.

Ausblick

Das entwickelte dynamische Zwei-Ebenen-Modell eignet sich zur Beschreibung von Polyrhythmen beliebiger Ordnung. Die Reichweite des Modells soll deshalb in Zukunft durch weitere Experimente getestet werden. Als besonders interessant erscheinen dabei Experimente mit Polyrhythmen anderer Ordnung, mit isochronen Rhythmen sowie einhändig

ausgeführten Polyrhythmen als Kontrollaufgaben und zur Synchronisation zwischen zwei Versuchspersonen, weil diese Fälle mit dem gleichen Modell beschreibbar sind. Der Vergleich zwischen experimentellen Daten und Simulationen des Modells ermöglicht es daher, die Reichweite des Modellierungsansatzes zu untersuchen.

In neueren Arbeiten wurde gezeigt, daß die künstliche Verlängerung von Verzögerungszeiten eine interessante experimentelle Methode zur Untersuchung der menschlichen Bewegungssteuerung ist [Tass et al. 1995, 1996]. Entsprechende Experimente zur Produktion von Rhythmen scheinen daher vielversprechend für die kognitive Psychomotorik. So lassen sich beispielsweise die bei der Rhythmusproduktion erzeugten Töne zeitverzögert darbieten. Im Modell ist dieser Fall durch Erhöhung der diskreten Zeitverzögerung beschreibbar. Daher sind aus dem Vergleich zwischen Theorie und Experiment neue Einsichten in die rückkoppelnden Mechanismen der Bewegungssteuerung zu erwarten.

Die Methode der symbolischen Dynamik ist durch speziell angepaßte Symbolkodierungen (wie der dynamischen Moden) bei anderen Problemen der motorischen Steuerung vielversprechend zur qualitativen Analyse der Dynamik. So lassen sich mittels symbolischer Dynamik auch komplexere Aufgabenstellungen wie das in der Studie (Abschnitt 2.1) verwendete Präludium von Bach auswerten. Die quantitative Analyse der dabei gewonnenen Symbolsequenzen mit Hilfe von Komplexitätsmaßen stellt zudem einen neuen Ansatz zur Untersuchung der kognitiven Komplexität dar [Kurths et al. 1995b, Kliegl & Faselow 1996].

Die Aufnahme längerer Zeitreihen wird es in Zukunft ermöglichen, neben der symbolischen Dynamik weitere Techniken der nichtlinearen Zeitreihenanalyse einzusetzen [Kantz & Schreiber 1997, Kantz et al. 1997]. Dadurch werden sich die komplexen Regel- und Kontrollsysteme, die dem menschlichen Verhalten zugrundeliegen, noch detaillierter als bisher untersuchen lassen.

Danksagung

Mein Dank gilt an erster Stelle Prof. Jürgen Kurths, der diese Arbeit betreut hat. Zusammen mit Prof. Reinhold Kliegl hat er mir die Mitarbeit am Innovationskolleg „Formale Modelle kognitiver Komplexität“ ermöglicht. Beiden danke ich ferner für viele Diskussionen und hilfreiche Anregungen und Ratschläge.

Diese Arbeit ist durch die enge Zusammenarbeit mit Christian Scheffczyk und Ralf Krampe möglich geworden. Beide haben wesentliche Impulse für den Fortgang der Arbeit gegeben. Dafür danke ich beiden herzlich. Für die gute Zusammenarbeit und fruchtbare Diskussionen danke ich Michael Rosenblum und Alexei Zaikin. Bei Ulrich Mayr bedanke ich mich für seine konstruktiven Hinweise. Hilfe und Anregungen bei der Einarbeitung in die Thematik hat Udo Schwarz gegeben.

Der Aufenthalt von Prof. Dirk Vorberg als Gastprofessor des Innovationskollegs hat meine Arbeit wesentlich beeinflusst. Ich danke ihm für viele kritische Diskussionen und konstruktive Anmerkungen. Bei Michael Schiek und Friedhelm Drepper möchte ich mich für Einladungen nach Jülich, viele Diskussionen und die gute Zusammenarbeit über physiologische Fragestellungen bedanken. Peter Tass (Düsseldorf) danke ich für hilfreiche Hinweise.

In der Arbeitsgruppe Nichtlineare Dynamik danke ich allen Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern. Als Sprecher des Innovationskollegs hat mich Prof. Gisbert Faselow stets unterstützt. Ich danke ihm und Prof. Peter Staudacher für das Interesse, das beide meiner Arbeit entgegengebracht haben.

Für die Zusammenarbeit in freundschaftlicher Atmosphäre danke ich besonders Giovanna Guasti, Sebastian Hainzl und Gert Zöller. Bei der Durchsicht des Manuskriptes haben mir viele Hinweise von Hildegard Gödde, Christian Scheffczyk, Ralf Krampe, Sebastian Hainzl, Gert Zöller, Giovanna Guasti, Michael Schiek (Jülich) und Irene Merk (Aachen) geholfen. Bei ihnen möchte ich mich hier nochmals herzlich bedanken.

Diese Arbeit ist im Innovationskolleg „Formale Modelle kognitiver Komplexität“ entstanden. Das Innovationskolleg der Universität Potsdam wird durch die Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) unter Aktenzeichen INK 12/A1 (Teilprojekt B1) gefördert.

Formelzeichen

Experimentelle Daten und Vorbehandlung

L_i^k	Intervallzeit der linken Hand (Teilintervall i im Takt k)	S. 11
R_j^k	Intervallzeit der rechten Hand	S. 11
I_j^k	kombinierte Zeitreihen	S. 11
l_i^k	relative Abweichung der linken Hand	S. 16
r_j^k	relative Abweichung der rechten Hand	S. 16
τ_j^k	relative Abweichung des Intervalls I_j^k	S. 32
$\tilde{\tau}_j^k$	relative Intervalldauer des Intervalls I_j^k	S. 37
T	Vorgabe-Zyklusdauer	S. 10
$t \equiv \langle t^k \rangle$	realisierte Zyklusdauer	S. 10
t^k	Zyklusdauer des Taktes k für die I_j^k	S. 32
t_L^k	Zyklusdauer des Taktes k für die L_i^k	S. 16
t_R^k	Zyklusdauer des Taktes k für die R_j^k	S. 16

Symbolische Dynamik

s_n	2-Symbol-Codierung	S. 17
s_n^l	3-Symbol-Codierung	S. 19
N_i	Häufigkeit des Wortes i	S. 27
N_w	Anzahl der möglichen Wörter	S. 27
N_w^L	Anzahl der möglichen Wörter für die linke Hand	S. 27
N_w^R	Anzahl der möglichen Wörter für die rechte Hand	S. 27
p	Wahrscheinlichkeitsdichte der Wortverteilung	S. 27
p_i	Wahrscheinlichkeit des Wortes i	S. 27
$S(p)$	Shannon-Entropie der Wahrscheinlichkeitsdichte p	S. 28
p^m	Wahrscheinlichkeitsdichte der Modenverteilung	S. 32
p_i^m	Wahrscheinlichkeit der Mode i	S. 32
$\widehat{S^m}$	mittlere Shannon-Entropie der Modenverteilung	S. 34
t_{\min}	minimale realisierte Zyklusdauer (alle VP)	S. 34
t_{\max}	maximale realisierte Zyklusdauer (alle VP)	S. 34
ζ^k	kumulative relative Abweichung im Zyklus k	S. 32
$\widehat{\text{var}}\zeta$	mittlere Varianz	S. 34
h_{poly}	relative Häufigkeit der Takte mit erfüllter Poly-Bedingung	S. 39
T_{crit}	kritische Zyklusdauer für Verletzung der Poly-Bedingung	S. 39

Modellierung: Unimanuelles Timing

x_i	vom Modell generierte Intervalldauer	S. 46
T_i	Realisierung des Zeitgebers T	S. 46
β	Kontrollparameter des linearen Modells	S. 47
k, α	Kontrollparameter des nichtlinearen Modells	S. 48
c	Kontrollparameter des nichtlinearen Modells	S. 48
ρ	Signifikanzmaß des Test auf instabile periodische Orbits	S. 54

Modellierung: Bimanuelle Polyrhythmen

$N^{r,l}$	Anzahl der Anschläge pro Zyklus (links/rechts)	S. 58
$x_j^{r,l}$	vom Modell generierte Intervalldauern (Kontrollebene)	S. 57
d	diskrete Zeitverzögerung der Fehlerkorrektur	S. 56
$\xi_c^{r,l}$	Zeitgeberrealisierungen für linke/rechte Hand	S. 57
$\hat{\xi}_c^{r,l}$	geschätzte Zyklusdauern für linke/rechte Hand	S. 59
$\Delta_j^{r,l}$	Koeffizienten der Fehlerkorrekturterme	S. 59
$\Theta_j^{r,l}$	Koeffizienten der Kopplungsterme	S. 59
$k_{1,2}^{r,l}, \alpha_{1,2}^{r,l}$	Kontrollparameter des Polyrhythmus-Modells	S. 59
$z_j^{r,l}$	Abweichungen vom Idealwert (links/rechts)	S. 60
$y_j^{r,l}$	beobachtete Intervalldauer im Zwei-Ebenen-Modell	S. 63
$m_j^{r,l}$	(stochastische) motorische Verzögerungen	S. 63
ϵ	Standardabweichung der Fluktuationen beim Abruf von Intervalldauern	S. 67

Literaturverzeichnis

- [Adams 1971] J.A. Adams, A closed-loop theory of motor learning. *J. Motor Behav.* **3** (1971) 111-149.
- [Anderson 1989] R. Anderson, *Kognitive Psychologie*. (Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg – Berlin – Oxford, 1989).
- [Arrowsmith & Place 1990] D.K. Arrowsmith & C.M. Place, *An introduction to Dynamical Systems*. (Cambridge University Press, 1990).
- [Beck & Schlögl 1993] C. Beck & F. Schlögl, *Thermodynamics of chaotic systems*. (Cambridge University Press, 1993).
- [Box & Jenkins 1976] G.E.P. Box & G.M. Jenkins, *Time Series Analysis, Forecasting and Control*. (Holden-Day, San Francisco, 1976).
- [Broomhead & King 1986] D.S. Broomhead & G.P. King, Extracting Qualitative Dynamics from Experimental Data. *Physica D* **20** (1986) 217-236.
- [Calvin 1994] W.H. Calvin, Die Entstehung von Intelligenz. *Spektrum der Wissenschaft (Spezial: Leben und Kosmos)* **11** (1994) 70-78.
- [Casdagli et al. 1992] M. Casdagli, D. Des Jardins, S. Eubank, J.D. Farmer, J. Gibson, J. Theiler & N. Hunter, Nonlinear modeling of chaotic time series: theory and applications. In: [Kim & Stringer 1992].
- [CHAOS 1995] *CHAOS* **5** (1995) 1-209. (Focus issue: *Dynamical disease: Mathematical analysis of human illness*).
- [Chay 1995] T.R. Chay, Bifurcations in heart rhythms. *Int. J. Bif. & Chaos* **4** (1995) 1439-1486.
- [Collins & Stewart 1993] J.J. Collins & I. Stewart, Coupled Nonlinear Oscillators and the Symmetries of Animal Gaits. *J. Nonlin. Sci.* **3** (1993) 349-392.
- [Crutchfield & Young 1989] J.P. Crutchfield & K. Young, Inferring statistical complexity. *Phys. Rev. Lett.* **63** (1989) 105-108.
- [Cvitanović 1992a] P. Cvitanović (ed.), *CHAOS* **2** (1992) 1-158. (Theme issue: *Periodic Orbit Theory*).
- [Cvitanović 1992b] P. Cvitanović, The Power of Chaos. In: [Kim & Stringer 1992].
- [Deutsch 1983] D. Deutsch, The generation of two isochronous sequences in parallel. *Percept. & Psychophys.* **34** (1983) 331-337.
- [Diacu & Holmes 1996] F. Diacu & P. Holmes, *Celestial encounters: the origins of chaos and stability*. (Princeton University Press, 1996).
- [Drepper et al. 1994] F.R. Drepper, R. Engbert & N. Stollenwerk, Nonlinear time series analysis of empirical population dynamics. *Ecological Modelling* **75/76** (1994) 171-181.
- [Ebeling 1976] W. Ebeling, *Strukturbildung bei irreversiblen Prozessen*. (B.G. Teubner Verlagsges., Leipzig, 1976).
- [Ebeling 1989] W. Ebeling, *Chaos, Ordnung, Information*. (Urania-Verlag/Verlag H. Deutsch, Leipzig/Frankfurt/M., 1989).
- [Ebeling et al. 1990] W. Ebeling, A. Engel & H. Herzel, *Selbstorganisation in der Zeit*. (Akademie-Verlag, Berlin, 1990).
- [Ebeling & Nicolis 1991] W. Ebeling & G. Nicolis, Entropy of Symbolic Sequences, the Role of Correlations. *Europhys. Lett.* **14** (1991) 191.
- [Ebeling & Feistel 1994] W. Ebeling & R. Feistel, *Chaos und Kosmos*. (Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg – Berlin – Oxford, 1994).
- [Ebeling & El Naschie 1994] W. Ebeling & M.S. El Naschie (eds.), Chaos and Order in Symbolic Sequences. *Chaos, Solitons & Fractals* **4** (1994) 1-173.

- [Ebeling et al. 1995] W. Ebeling, T. Pöschel & K.-F. Albrecht, Transinformation and Word Distribution of Information-Carrying Sequences. *Int. J. Bif. & Chaos* **5** (1995) 51.
- [Eckmann & Ruelle 1985] J.P. Eckmann & D. Ruelle, Ergodic theory of chaos and strange attractors. *Rev. Mod. Phys.* **57** (1985) 617-656.
- [Eigen 1971] M. Eigen, The Selforganization of Matter and the Evolution of Biological Macromolecules. *Naturwiss.* **58** (1971) 465.
- [Ellner 1991] S. Ellner, Detecting Low-Dimensional Chaos in Population Dynamics Data: a Critical Review. In: J.A. Logan & F.P. Hain (eds.), *Chaos and Insect Ecology*. (Virginia Exp. Station Inform. Ser. 91-3, Virginia Polytechn. Institute, Blacksburg, 1991).
- [Engbert & Drepper 1994] R. Engbert & F.R. Drepper, Chance and chaos in population biology — models of recurrent epidemics and food chain dynamics. *Chaos, Solitons & Fractals* **4** (1994) 1147-1169.
- [Engbert et al. 1996] R. Engbert, C. Scheffczyk, J. Kurths, R.T. Krampe & R. Kliegl, Nonlinear phenomena in polyrhythmic hand movements. In: R.G. Harrison, W. Lu, W. Ditto, L. Pecora, M. Spano & S. Vohra (eds.), *Proceedings of the 3rd Experimental Chaos Conference*. (World Scientific, Singapore, 1996).
- [Engbert et al. 1997a] R. Engbert, M. Schiek, C. Scheffczyk, J. Kurths, R. Krampe, R. Kliegl & F. Drepper, Symbolic dynamics of physiological synchronization: examples from bimanual movements and cardiorespiratory synchronization. *Nonlinear Analysis* **30** (1997) 973-984.
- [Engbert et al. 1997b] R. Engbert, C. Scheffczyk, R.T. Krampe, J. Kurths & R. Kliegl, Symbolic dynamics of bimanual production of polyrhythms. In: [Kantz et al. 1997].
- [Engbert et al. 1997c] R. Engbert, C. Scheffczyk, R.T. Krampe, M. Rosenblum, J. Kurths & R. Kliegl, Tempo-induced transitions in polyrhythmic hand movements. *Phys. Rev. E* **56** (1997) 5823-33.
- [Feistel & Ebeling 1989] R. Feistel & W. Ebeling, *Evolution of Complex Systems*. (Kluwer Academic Publishers, Dordrecht – Boston – London, 1989).
- [Flanagan et al. 1996] J.R. Flanagan, P. Haggard & A.M. Wing, The task at hand. In: [Wing et al. 1996].
- [Flyvbjerg et al. 1997] H. Flyvbjerg, J. Hertz, M.H. Jensen, O.G. Mouritsen & K. Sneppen, *Physics of Biological Systems*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1997).
- [Freeman 1992] W.J. Freeman, Tutorial on Neurobiology: From Single Neurons to Brain Chaos. *Int. J. Bif. & Chaos* **2** (1992) 451-482.
- [Fuchs et al. 1992] A. Fuchs, J.A.S. Kelso & H. Haken, Phase Transitions in the Human Brain: Spatial Mode Dynamics. *Int. J. Bif. & Chaos* **2** (1992) 917-939.
- [Gardiner 1990] C.W. Gardiner, *Handbook of stochastic methods*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1990).
- [Gentner 1987] D.R. Gentner, Timing of skilled motor performance: Tests of the proportional duration model. *Psychological Review* **94** (1987) 255-276.
- [Glansdorff & Prigogine 1971] P. Glansdorff & I. Prigogine, *Thermodynamics of Structure Stability and Fluctuations*. (Wiley-Interscience, New York, 1971).
- [Glass & Mackey 1979] L. Glass & M.C. Mackey, Pathological conditions resulting from instabilities in physiological control systems. *Ann. N.Y. Acad. Sci.* **316** (1979) 214-235.
- [Glass & Mackey 1988] L. Glass & M.C. Mackey, *From Clocks To Chaos*. (Princeton University Press, 1988).
- [Godfray & Grenfell 1993] H.C.J. Godfray & B.T. Grenfell, The Continuing Quest for Chaos. *Trends in Ecology and Evolution* **8** (1993) 43-44.
- [Grasman & v. Straten 1994] J. Grasman & G. v. Straten, *Predictability and Nonlinear Modelling in Natural Sciences and Economics*. (Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1994).
- [Grassberger 1986] P. Grassberger, How to measure self-generated complexity. *Physica A* **140** (1986) 319-325.
- [Grassberger 1990] P. Grassberger, Finite Sample Corrections to Entropy. *Phys. Lett. A* **128** (1990) 369.

- [Grassberger et al. 1991] P. Grassberger, T. Schreiber & C. Schaffrath, Nonlinear Time Sequence Analysis. *Int. J. Bif. & Chaos* **1** (1991) 521-547.
- [Guckenheimer & Holmes 1983] J. Guckenheimer & P. Holmes, *Nonlinear oscillations, dynamical systems and bifurcations of vector fields*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1983).
- [Guevara et al. 1981] M.R. Guevara, L. Glass & A. Schrier, Phase-locking, period-doubling bifurcations, and irregular dynamics in periodically stimulated cardiac cells. *Science* **214** (1981) 1350-1353.
- [Haken 1977] H. Haken, *Synergetics*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1977).
- [Haken et al. 1985] H. Haken, J.A.S. Kelso & H. Bunz, A Theoretical Model of Phase Transitions in Human Hand Movements. *Biol. Cybern.* **51** (1985) 347-356.
- [Haken 1988] H. Haken, *Information and Selforganization*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1988).
- [Haken 1996] H. Haken, *Principles of Brain Functioning*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1996).
- [Haken et al. 1996] H. Haken, C.E. Peper, P.J. Beek & A. Daffertshofer, A model for phase transitions in human hand movements during multifrequency tapping. *Physica D* **90** (1996) 179-196.
- [Hao 1989] B.-L. Hao, *Elementary Symbolic Dynamics and Chaos in Dissipative Systems*. (World Scientific Publ., Singapore, 1989).
- [Hao 1991] B.-L. Hao, Symbolic dynamics and characterization of complexity. *Physica D* **51** (1991) 161-176.
- [Hertz et al. 1991] J. Hertz, A. Krogh & R.G. Palmer, *Introduction to the theory of neural computation*. (Addison-Wesley, Redwood City/CA, 1991).
- [Herzel et al. 1994] H. Herzel, A.O. Schmitt & W. Ebeling, Finite Sample Effects in Sequence Analysis. *Chaos, Solitons & Fractals* **4** (1994) 97.
- [Heuer 1988] H. Heuer, Testing the invariance of relative timing: Comment on Gentner (1987). *Psychological Review* **95** (1988) 552-557.
- [Heuer 1991] H. Heuer, Invariant Relative Timing in Motor Program Theory. In: J. Fagard & P.H. Wolff (eds.), *The Development of Timing Control and Temporal Organization in Coordinated Action*. (North-Holland, Amsterdam, 1991).
- [Heuer 1996] H. Heuer, Motorik, kognitive Psychomotorik. In: [Strube et al. 1996].
- [Heuer & Keele 1996] H. Heuer & S.W. Keele (eds.), *Handbook of Perception and Action, Vol. 2*. (Academic Press, London, 1996).
- [Honerkamp 1994] J. Honerkamp, *Stochastic Dynamical Systems. Concepts, Numerical Methods, Data Analysis*. (VCH Publishers, New York – Weinheim, 1994).
- [Hopfield 1982] J.J. Hopfield, Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.* **79** (1982) 2554-2558.
- [Illert 1993] M. Illert, Die Motorik des Musizierens. In: H. Bruhn, R. Oerter & H. Rösing (Hrsg.), *Musikpsychologie*. (Rowohlt, Hamburg, 1993).
- [Isliker & Kurths 1993] H. Isliker & J. Kurths, A test for stationarity. *Int. J. Bif. & Chaos* **3** (1993) 1573-1579.
- [Ivry & Keele 1989] R. Ivry & S.W. Keele, Timing functions of the cerebellum. *J. Cogn. Neurosci.* **1** (1989) 136-152.
- [Jackson 1991] E.A. Jackson, *Perspectives of nonlinear dynamics, Vol. 1 & 2*. (Cambridge University Press, 1991).
- [Jagacinski et al. 1988] R.J. Jagacinski, E. Marshburn, S.T. Klapp & M.R. Jones, Tests of parallel versus integrated structure in polyrhythmic tapping. *J. Motor Behavior* **20** (1988) 416-442.
- [Jaynes 1957] E.T. Jaynes, Information theory and statistical mechanics. *Phys. Rev.* **106** (1957) 620.
- [Jaynes 1962] E.T. Jaynes, Information theory and statistical mechanics. *Brandeis Lectures* **3** (1962) 181.

- [Kandel et al. 1996] E.R. Kandel, J.H. Schwartz & T.M. Jessel (eds.), *Neurowissenschaften*. (Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg – Berlin – Oxford, 1996).
- [Kantz & Schreiber 1997] H. Kantz & T. Schreiber, *Nonlinear Time Series Analysis*. (Cambridge University Press, 1997).
- [Kantz et al. 1997] H. Kantz, J. Kurths & G. Mayer-Kress (eds.), *Nonlinear analysis of physiological data*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1997).
- [Kelso et al. 1979] J.A.S. Kelso, D.L. Southard & D. Goodman, On the coordination of two-handed movements. *J. Exp. Psychol.: Hum. Percept. Perform.* **5** (1979) 229-238.
- [Kelso 1981] J.A.S. Kelso, On the oscillatory basis of movement. *Bull. Psychon. Soc.* **18** (1981) 63.
- [Kelso & deGuzman 1988] J.A.S. Kelso & G.C. deGuzman, Order in Time: How the Cooperation Between the Hands Informs the Design of the Brain. In: H. Haken (ed.), *Neural and Synergetic Computers*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1988).
- [Kelso 1990] J.A.S. Kelso, Phase transitions: Foundations of behavior. In: H. Haken (ed.), *Synergetics of Cognition*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1990).
- [Kelso 1994] J.A.S. Kelso, Elementary Coordination Dynamics. In: [Swinnen et al. 1994a].
- [Kelso 1995] J.A.S. Kelso, *Dynamic patterns. The self-organization of brain and behavior*. (MIT Press, Cambridge/MA, 1995).
- [Kelso & Haken 1997] J.A.S. Kelso & H. Haken, Im Organismus sind neue Gesetze zu erwarten: Synergetik von Gehirn und Verhalten. In: M.P. Murphy & L.A.J. O'Neill (eds.), *Was ist Leben? Die Zukunft der Biologie*. (Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg – Berlin – Oxford, 1997).
- [Kim & Stringer 1992] J.H. Kim & J. Stringer (eds.), *Applied Chaos*. (John Wiley & Sons, New York, 1992).
- [Klapp 1979] S.T. Klapp, Doing Two Things at Once: The Role of Temporal Compatibility. *Memory and Cognition* **7** (1979) 375-381.
- [Kliegl & Fanselow 1996] R. Kliegl & G. Fanselow, Kognitive Komplexität. In: [Strube et al. 1996].
- [Koepchen 1988] H.P. Koepchen, Regulation of respiration. *Pflügers Archiv* **408** (1988), Suppl. 1, 23-25.
- [Krampe & Ericsson 1996] R.Th. Krampe & K.A. Ericsson, Maintaining Excellence: Deliberate Practice and Elite Performance in Young and Older Pianists. *J. Exp. Psych.: General* **125** (1996) 331-359.
- [Krampe et al. 1996] R. Krampe, R. Kliegl, U. Mayr & R. Engbert, The Fast and the Slow of Skilled Bimanual Rhythm Production: Parallel vs. Integrated Timing and Serial Order Control. (1996, submitted to *J. Exp. Psych.: Human Percept. Perform.*).
- [Kurths et al. 1994] J. Kurths, A. Witt, H. Atmanspacher, F. Feudel, H. Scheingraber & R. Wackerbauer, General Remarks on Complexity. In: H. Atmanspacher & G.J. Dalenoort, *Inside Versus Outside*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1994).
- [Kurths et al. 1995a] J. Kurths, A. Voss, P. Saparin, A. Witt, H.J. Kleiner & N. Wessel, Quantitative analysis of heart rate variability. *CHAOS* **5** (1995) 88-94.
- [Kurths et al. 1995b] J. Kurths, U. Schwarz, C. Scheffczyk, R. Engbert, M. Rosenblum, R. Kliegl & R. Krampe, Complexity in Cognitive Processes. In: G.E. Lasker & G.L. Farre (eds.), *Advances in Synergetics, Systems research on emergence, volume II*. (The Intern. Inst. For Adv. Studies In Sys. Res. And Cybern., Univ. of Windsor, Ontario, Canada, 1995).
- [Leven et al. 1989] R.W. Leven, B.-P. Koch & B. Pompe, *Chaos in dissipativen Systemen*. (Akademie-Verlag, Berlin, 1989).
- [Ludwig 1847] C. Ludwig, Beiträge zur Kenntnis des Einflusses der Respirationsbewegung auf den Blutlauf im Aortensystem. *Arch. Anat. Physiol.* **13** (1847) 242-302.
- [Mackey & Glass 1977] M.C. Mackey & L. Glass, Oscillations and chaos in physiological control systems. *Science* **197** (1977) 287-289.
- [Mackey & Milton 1988] M.C. Mackey & J.G. Milton, Dynamical Diseases. *Ann. N.Y. Acad. Sci.* **504** (1988) 16-32.

- [Mainzer 1996] K. Mainzer, *Thinking in Complexity. The Complex Dynamics of Matter, Mind, and Mankind*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1996).
- [Malchow & Schimansky–Geier 1986] H. Malchow & L. Schimansky–Geier, *Noise and Diffusion in Bistable Systems*. (Teubner–Verlag, Leipzig, 1986).
- [May 1975] R.M. May, *Stability and Complexity in Model Ecosystems*, 2nd edn. (Princeton University Press, 1975).
- [May 1976] R.M. May, Simple mathematical models with very complicated dynamics. *Nature* **261** (1976) 459-467.
- [Mosekilde & Mouritsen 1995] E. Mosekilde & O.G. Mouritsen (eds.), *Modelling the Dynamics of Biological Systems*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1995).
- [Moss & McClintock 1989] F. Moss & P.V.E. McClintock, *Noise in nonlinear dynamical systems, Volume 1 & 2*. (Cambridge University Press, 1989).
- [Müsseler et al. 1996] J. Müsseler, G. Aschersleben & W. Prinz, Die Steuerung von Handlungen. In: [Roth & Prinz 1996].
- [Murray 1993] J.D. Murray, *Mathematical Biology*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York 1993).
- [Nicolis & Prigogine 1977] G. Nicolis & I. Prigogine, *Self–Organization in Non–Equilibrium Systems*. (Wiley–Interscience Publ., New York, 1977).
- [Nychka et al. 1992] D.W. Nychka, S. Ellner, D. McCaffrey & A.R. Gallant, Finding chaos in noisy systems. *J. R. Statist. Soc. Ser. B* **54** (1992) 399-426.
- [Osborne & Provenzale 1989] A.R. Osborne & A. Provenzale, Finite correlation dimension for stochastic systems with power–law spectra. *Physica D* **35** (1989) 357-381.
- [Ott 1993] E. Ott, *Chaos in dynamical systems*. (Cambridge University Press, 1993).
- [Packard et al. 1980] N.H. Packard, J.P. Crutchfield, J.D. Farmer & R.S. Shaw, Geometry from a time series. *Phys. Rev. Lett.* **45** (1980) 712-716.
- [Palm 1996] G. Palm, Netze, künstliche neuronale. In: [Strube et al. 1996].
- [Pei & Moss 1996] X. Pei & F. Moss, Characterization of low-dimensional dynamics in the crayfish caudal photoreceptor, *Nature* **379** (1996) 618-621.
- [Peinke et al. 1992] J. Peinke, J. Parisi, O.E. Rössler & R. Stoop, *Encounter with Chaos*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1992).
- [Peper et al. 1995] C.E. Peper, P.J. Beek & P.C.W. van Wieringen, Frequency–induced transitions in bimanual tapping. *Biol. Cybern.* **73** (1995) 301-309.
- [Plesch et al. 1988] O. Plesch, B. Bishop & W.D. McCall (Jr.), Comparison of automatic and voluntary chewing patterns and performance. *Exp. Neurol.* **99** (1988) 326-341.
- [Pöschel et al. 1995] T. Pöschel, W. Ebeling & H. Rosé, Guessing probability distributions from small samples. *J. Stat. Phys.* **80** (1995) 1443-1452.
- [Pool 1989] R. Pool, Is it chaos, or is it just noise? *Science* **243** (1989) 25-28.
- [Press et al. 1990] W.H. Press, B.P. Flannery, S.A. Teukolsky & W.T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*. (Cambridge University Press, 1990).
- [Priestley 1989] M.B. Priestley, *Spectral analysis and Time Series*. (Academic Press, London, 1989).
- [Rapp et al. 1994] P.E. Rapp, A.M. Albano, I.D. Zimmerman & M.A. Jiménez-Montaña, Phase–randomized surrogates can produce spurious identifications of non–random structure. *Physics Lett. A* (1994) 27-33.
- [Rensing et al. 1987] L. Rensing, U. an der Heiden & M.C. Mackey (eds.), *Temporal Disorder in Human Oscillatory Systems*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1987).
- [Richter et al. 1992] D.W. Richter, K. Ballany & S. Schwarzmacher, Mechanisms of respiratory rhythm generation. *Curr. Opin. Neurobiol.* **2** (1992) 788-793.
- [Rosenbaum 1991] D.A. Rosenbaum, *Human Motor Control*. (Academic Press, New York, 1991).
- [Rosenblum & Kurths 1997] M.G. Rosenblum & J. Kurths, Analysing Synchronization Phenomena from Bivariate Data by Means of the Hilbert Transform. In: [Kantz et al. 1997].

- [Roth 1994] G. Roth, *Das Gehirn und seine Wirklichkeit: kognitive Neurobiologie und ihre philosophischen Konsequenzen*. (Suhrkamp Verlag, Frankfurt/M., 1994).
- [Roth & Prinz 1996] G. Roth & W. Prinz (eds.), *Kopf-Arbeit, Gehirnfunktionen und kognitive Leistungen*. (Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg – Berlin – Oxford, 1996).
- [Sancho & San Miguel 1989] J.M. Sancho & M. San Miguel, Langevin equations with colored noise. In: [Moss & McClintock 1989].
- [Sauer et al. 1991] T. Sauer, J.A. Yorke & M. Casdagli, Embedology. *J. Stat. Phys.* **65** (1991) 579-616.
- [Scheffczyk et al. 1996] C. Scheffczyk, R. Engbert, R.T. Krampe, J. Kurths, M. Rosenblum, & A. Zaikin, Nonlinear modelling of polyrhythmic hand movements, *Medical & Biological Engineering & Computing* **34** (1996), Suppl. 1, Part 1.
- [Scheffczyk et al. 1997] C. Scheffczyk, A. Zaikin, M. Rosenblum, R. Engbert, R. Krampe & J. Kurths, Modeling qualitative changes in bimanual movements. *Int. J. Bif. & Chaos* **7** (1997) 1441-50.
- [Schiek 1994] M. Schiek, Quantifizierung und Modellierung der respiratorischen Sinusarrhythmie. *Berichte des Forschungszentrums Jülich* **2899** (1994).
- [Schiek et al. 1995] M. Schiek, F.R. Drepper, H.-H. Abel, M.E. Schläfke & H.P. Koepchen, Nonlinear model of the respiratory sinus arrhythmia. *Pflügers Arch. – Europ. J. Physiol.* **429** (1995) 104.
- [Schiek et al. 1997] M. Schiek, F.R. Drepper, R. Engbert, H.-H. Abel & K. Suder, Cardiorespiratory Synchronization. In: [Kantz et al. 1997].
- [Schiff et al. 1994] S.J. Schiff, K. Jerger, D.H. Duong, T. Chang, M.L. Spano & W.L. Ditto, Controlling chaos in the brain. *Nature* **370** (1994) 615-620.
- [Schläfke 1988] M.E. Schläfke, Plötzlicher Kindstod: Klinische Physiologie und Modelle. In: W. Andler, M.E. Schläfke & E. Trowitzsch (eds.), *Der plötzlich Kindstod*. (Acron-Verlag, Berlin, 1988).
- [Schlögl 1989] F. Schlögl, *Probability and Heat: Fundamentals of Thermostatistics*. (Vieweg, Braunschweig, 1989).
- [Schmidt 1985] R.A. Schmidt, The search for invariance in skilled movement behavior. *Research Quarterly for Exercise and Sport* **56** (1985) 188-200.
- [Schmidt & Thews 1995] R.F. Schmidt & G. Thews (eds.), *Physiologie des Menschen*. (26. Auflage) (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1995).
- [Schmitt et al. 1993] A.O. Schmitt, H. Herzog & W. Ebeling, A new method to calculate higher-order entropies from finite samples. *Europhys. Lett.* **23** (1993) 303.
- [Schnakenberg 1979] J. Schnakenberg, Simple chemical reaction systems with limit cycle behaviour. *J. Theor. Biol.* **81** (1979) 389-400.
- [Schnakenberg 1995] J. Schnakenberg, *Algorithmen in der Quantentheorie und Statistischen Physik*. (Zimmermann-Neufang, Ulmen, 1995).
- [Scholz et al. 1987] J.P. Scholz, J.A.S. Kelso & G. Schöner, Nonequilibrium phase transitions in coordinated biological motion: Critical slowing down and switching times. *Phys. Lett. A* **123** (1987) 390-394.
- [Schreiber 1997] T. Schreiber, Detecting and Analyzing Nonstationarity in a Time Series Using Nonlinear Cross Predictions. *Phys. Rev. Lett.* **78** (1997) 843-846.
- [Schreiber & Schmitz 1997] T. Schreiber & A. Schmitz, Improved Surrogate Data for Nonlinearity Tests. *Phys. Rev. Lett.* **77** (1997) 635-638.
- [Schürmann & Grassberger 1996] T. Schürmann & P. Grassberger, Entropy estimation of symbol sequences. *CHAOS* **6** (1996) 414-427.
- [Schwarz et al. 1993] U. Schwarz, A.O. Benz, J. Kurths & A. Witt, Analysis of Solar Spike Events by Means of Symbolic Dynamics Methods. *Astron. Astrophys.* **277** (1993) 215-224.
- [Schwarz 1995] U. Schwarz, *Zeitreihenanalyse astrophysikalischer Aktivitätsphänomene*. (Dissertation, Universität Potsdam, 1995).

- [Seidel & Herzel 1995] H. Seidel & H. Herzel, Modelling heart rate variability due to respiration and baroreflex. In: [Mosekilde & Mouritsen 1995].
- [Shannon & Weaver 1948] C.E. Shannon & W. Weaver, *The Mathematical Theory of Communication*. (University of Illinois Press, Urbana, 1948).
- [Shepherd 1994] G.M. Shepherd, *Neurobiology*. (Oxford University Press, 1994).
- [So et al. 1996] P. So, E. Ott, S.J. Schiff, D.T. Kaplan, T. Sauer & C. Grebogi, Detecting unstable periodic orbits in chaotic experimental data. *Phys. Rev. Lett.* **76** (1996) 4705-4708.
- [Stevens 1886] L.T. Stevens, On the time sense. *Mind* **11** (1886) 393-404.
- [Stillings et al. 1995] N.A. Stillings, S.E. Weisler, C.H. Chase, M.H. Feinstein, J.L. Garfield & E.L. Rissland, *Cognitive Science*. (MIT Press, Cambridge/MA, 1995).
- [Strube et al. 1996] G. Strube, B. Becker, C. Freksa, U. Hahn, K. Opwis & G. Palm (eds.), *Wörterbuch der Kognitionswissenschaft*. (Klett-Cotta, Stuttgart, 1996).
- [Summers et al. 1993] J.J. Summers, D.A. Rosenbaum, B.D. Burns & S.K. Ford, Production of polyrhythms. *J. Exp. Psychol.: Hum. Percept. Perform.* **19** (1993) 416-428.
- [Swinnen et al. 1994a] S.P. Swinnen, H. Heuer, J. Massion & P. Casaer (eds.), *Interlimb coordination: Neural, dynamic, and cognitive constraints*. (Academic Press, San Diego/CA, 1994).
- [Swinnen et al. 1994b] S.P. Swinnen, J. Massion & H. Heuer, Topics on Interlimb Coordination. In: [Swinnen et al. 1994a].
- [Takens 1981] F. Takens, Detecting strange attractors in turbulence. *Springer Lecture Notes in Mathematics* **898** (1981) 366-381.
- [Tass et al. 1995] P. Tass, A. Wunderlin & M. Schanz, A Theoretical Model of Sinusoidal Forearm Tracking with Delayed Visual Feedback. *J. Biol. Phys.* **21** (1995) 83-112.
- [Tass et al. 1996] P. Tass, J. Kurths, M.G. Rosenblum, G. Guasti & H. Hefter, Delay-induced transitions in visually guided movements. *Phys. Rev. E* **54** (1996) 2224-2227.
- [Theiler 1986] J. Theiler, Spurious dimension from correlation algorithms applied to limited time series data. *Phys. Rev. A* **34** (1986) 2427.
- [Theiler et al. 1992a] J. Theiler, S. Eubank, A. Longtin, B. Galdrikian & J.D. Farmer, Testing for nonlinearity in time series: the method of surrogate data. *Physica D* **58** (1992) 77-94.
- [Theiler et al. 1992b] J. Theiler, B. Galdrikian, A. Longtin, S. Eubank & J.D. Farmer, Using surrogate data to detect nonlinearity in time series. In: M. Casdagli & S. Eubank (eds.), *Nonlinear Modeling and Forecasting, SFI Studies in the Sciences of Complexity, Proc. Vol. XII* (Addison-Wesley, Reading/MA, 1992).
- [Thompson 1990] R.F. Thompson, *Das Gehirn. Von der Nervenzelle zur Verhaltenssteuerung*. (Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg – Berlin – Oxford, 1990).
- [Tong 1990] H. Tong, *Non-linear Time Series. A Dynamical Systems Approach*. (Oxford University Press, 1990).
- [van der Pol & van der Mark 1928] B. van der Pol & J. van der Mark, The heartbeat considered as a relaxation oscillation and an electrical model of the heart. *Phil. Magazine* **6** (1928) 763.
- [van Kampen 1981] N.G. van Kampen, *Stochastic processes in physics and chemistry*. (North-Holland, Amsterdam, 1981).
- [von Holst 1937] E. von Holst, Vom Wesen der Ordnung im Zentralnervensystem. (1937). Nachdruck in: *Zur Verhaltensphysiologie bei Tieren und Menschen. Band 1*. (Piper, 1969).
- [Vorberg & Wing 1996] D. Vorberg & A.M. Wing, Modeling Variability and Dependence in Timing. In: [Heuer & Keele 1996].
- [Vorberg & Schulze 1997] D. Vorberg & H.-H. Schulze, (1997, in preparation).
- [Wackerbauer et al. 1994] R. Wackerbauer, A. Witt, H. Atmanspacher, J. Kurths & H. Scheingraber, A Comparative Classification of Complexity Measures. *Chaos, Solitons & Fractals* **4** (1994) 133-173.
- [Weidlich & Haag 1983] W. Weidlich & G. Haag, *Concepts and Models of a Quantitative Sociology*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1983).
- [Wiesendanger 1995] M. Wiesendanger, Motorische Systeme. In: [Schmidt & Thews 1995].

- [Wiesendanger et al. 1996] M. Wiesendanger, O. Kazennikov, S. Perrig & P. Kaluzny, Two Hands – One Action: The Problem of Bimanual Coordination. In: [Wing et al. 1996].
- [Winfree 1980] A.T. Winfree, *The Geometry of Biological Time*. (Springer, Berlin – Heidelberg – New York, 1980).
- [Wing & Kristofferson 1973a] A.M. Wing & A.B. Kristofferson, The timing of interresponse intervals. *Percept. Psychophys.* **13** (1973) 455-460.
- [Wing & Kristofferson 1973b] A.M. Wing & A.B. Kristofferson, Response delays and the timing of discrete motor responses. *Percept. Psychophys.* **14** (1973) 5-12.
- [Wing 1977] A.M. Wing, Effects of type of movement on the temporal precision of response sequences. *Br. J. math. statist. Psychol.* **30** (1977) 60-72.
- [Wing 1980] A.M. Wing, The long and short of timing in response sequences. In: G.E. Stelmach & J. Réquin (eds.), *Tutorials in Motor Behavior*. (North-Holland, Amsterdam, 1980).
- [Wing et al. 1996] A.M. Wing, P. Haggard & J.R. Flanagan (eds.), *Hand and Brain, The Neurophysiology and Psychology of Hand Movements*. (Academic Press, London, 1996).
- [Witt et al. 1994] A. Witt, J. Kurths, F. Krause & K. Fischer, On the validity of a model for the reversals of the Earth's magnetic field. *Geophys. Astrophys. Fluid Dynam.* **77** (1994) 79-91.
- [Witt et al. 1997] A. Witt, J. Kurths & A. Pikovsky, Testing Stationarity in Time Series. (1997, submitted to *Phys. Rev. E*).
- [Yule 1927] G.U. Yule, On a method of investigating periodicities in disturbed series with special reference to Wolfer's sunspot numbers. *Philos. Trans. R. Soc.* **A 226** (1927) 267-298.