

**Computersimulation für
lernfähige biomechanische Modelle**

Diplomarbeit von Manfred W. Erhardt

Institut für Theoretische Physik und Synergetik an der Universität Stuttgart

1992

Übersicht

Computersimulation biomechanischer Modelle wird angewandt zur Untersuchung der natürlichen Bewegungsabläufe bei Mensch und Tier. Bei der Modellierung eines biologischen Bewegungsapparates mit seinen Gelenken und Beschränkungen kommen meist mechanische Mehrkörpersysteme zum Einsatz. Durch zeitabhängige Vorgabe aktiver Momente in den Gelenken und numerische Integration der Bewegungsgleichungen, lassen sich die Modellbewegungen mit Computern berechnen und darstellen. In vorliegender Arbeit wird die Beweglichkeit mechanischer Mehrkörpersysteme mit der Lernfähigkeit Neuronaler Netze verbunden. Als Neuronales Netz kommt dabei das Kohonen-Modell der selbstorganisierenden, nachbarschaftserhaltenden Merkmalskarten zum Einsatz. Am Beispiel eines dreigliedrigen Human-Modells wird ein Verfahren entwickelt, das es dem Modell ermöglicht, die Ausführung von Bewegungsabläufen selbst zu erlernen. Simuliert wird das Erlernen des Aufstehens aus der Hocke. Die Ergebnisse werden mit experimentell ermittelten Daten des natürlichen Aufstehverhaltens verglichen und diskutiert.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Das Kohonen-Modell	3
2.1	Das biologische Vorbild	3
2.2	Selbstorganisierende Karten	6
2.3	Erlernung von Steuerungsaufgaben	10
3	Biomechanik mit Mehrkörpersystemen	14
3.1	Ein ebenes Modell aus starren Körpern	14
4	Computersimulation lernfähiger Modelle	17
4.1	Das Dreiglieder-Human-Modell	17
4.1.1	Problemstellung	17
4.1.2	Methoden	17
4.1.3	Das Lernverfahren	19
4.1.4	Simulation und Ergebnisse	24
4.1.5	Vergleich zwischen simuliertem und natürlichem Aufstehverhalten	33
4.1.6	Diskussion	36
5	Ausblick	39
Anhang		41
Modellparameter für das Dreiglieder-Modell		41
Lern- und Netz-Parameter		43
Koordinaten und zeitliche Ableitungen der Teilkörperschwerpunkte		44
Bewegungsgleichungen der Teilkörperschwerpunkte		46
Bewegungsgleichungen für den Fußpunkt des Modells		47
Bewegungsgleichungen für die Winkel		48
Danksagung		49
Literatur		50

1 Einleitung

Jedes Lebewesen, das über einen sogenannten Bewegungsapparat verfügt, ist in der Lage eine Vielzahl von Bewegungen und Handlungen auszuführen. Wie die Bewegungen koordiniert werden, d.h. wie es möglich ist ein komplexes System von Muskeln und Gelenken so zu kontrollieren, daß dabei stabile und verlässliche Bewegungen entstehen, ist eine zentrale Frage in der Biomechanik.

Die Modellierung des Bewegungsapparates von Menschen oder Tieren geschieht heutzutage üblicherweise durch Computersimulation von Mehrkörpersystemen. Das sind mechanische Systeme aus mehreren, mit Gelenken verbundenen Teilelementen. Durch Einbeziehung von Zwangsbedingungen, Berücksichtigung äußerer Kräfte und Vorgabe aktiver Momente in den Gelenken, wird das dynamische Verhalten des Modells und seine Reaktion auf die (ebenfalls modellierte) Umwelt untersucht.

Die herkömmlichen Rechenverfahren zur Simulation biomechanischer Modelle benutzen zur Steuerung der Bewegungsabläufe sogenannte *kybernetische* Ansätze. D.h. eine zentrale Kontrollinstanz vergleicht über einen Feedback-Regelkreis Istwert und Sollwert einer Funktion und erzeugt daraufhin Ausgangssignale zur Anpassung des Istzustandes an den Sollzustand. Kennzeichnend sind hierbei die fest im Programm vorgegebenen Sollwerte und das Unvermögen der selbständigen Anpassung an neue Problemsituationen. Das kybernetische Prinzip ist u.a. die Basis der meisten Robotersteuerungen. Leistungsfähige Rechenprozessoren verarbeiten dabei lange, sequentielle Programme mit extrem hoher Geschwindigkeit. Mit zunehmender Komplexität der Simulationsmodelle und dem Wunsch nach Beherrschung vielfältiger Problemsituationen, führen konventionelle Programmieretechniken jedoch schnell auf entsprechend aufwendige und unüberschaubare Programme. Speziell bei nichtlinearen Rechenmodellen ist eine Echtzeit-Steuerung oft nicht mehr möglich.

Ein mehr Erfolg versprechendes und naheliegendes Verfahren zur Steuerung biomechanischer Modelle findet sich in der Anlehnung an das natürliche Vorbild - das biologische Gehirn. Das interdisziplinäre Forschungsgebiet der Neuroinformatik [5] beschäftigt sich mit den Funktionsprinzipien biologischer Gehirne und der Übertragung der gewonnenen Erkenntnisse auf die Entwicklung neuartiger Programmiermethoden und Rechnerkonzepte. Das Gehirn mit seinen langsamen, nur begrenzt zuverlässigen, dafür aber überaus zahlreichen wechselwirkenden Nervenzellen liefert das Vorbild für das Modell der sogenannten *Neuronalen Netze*.

In den nachfolgenden Kapiteln kommt ein Neuronales Netz zum Einsatz, das im Jahre 1982 von dem finnischen Physiker Kohonen [4] vorgeschlagen wurde, die sogenannten *Selbstorganisierenden Merkmalskarten*. In der Anwendung handelt es sich hierbei um lernfähige Programmstrukturen, die aus einer genügend langen Folge von Eingangssignalen ein charakteristisches Datenmuster erzeugen.

Der Schwerpunkt bei Kohonens Modell liegt nicht auf einer möglichst naturgetreuen Modellierung der biologischen Nervenfaserverbindungen, sondern auf möglichst einfacher und

effektiver Anwendbarkeit in Computerprogrammen. So, wie die mechanische Modellierung mit Mehrkörpersystemen eine Näherung der natürlichen Bewegungsabläufe darstellt, muß die Steuerung der Bewegungsmodelle mit Neuronalen Netzen als Näherung der natürlichen Lernfähigkeit verstanden werden.

2 Das Kohonen-Modell

2.1 Das biologische Vorbild

Der äußere Teil des menschlichen Gehirns, die Hirnrinde (Kortex), besteht aus einer etwa 2-3 mm dicken und 0.2 m² großen, stark gefalteten Schicht. Unter jedem Quadratmillimeter der Hirnrinde liegen circa 100 000 eng miteinander vernetzte Nervenzellen (Neuronen). Nach dem heutigen Stand des Wissens bilden die Neuronen und ihre Verbindungen untereinander die wesentlichen Elemente der biologischen Verarbeitung und Speicherung von Information.

Einzelne Neuronen reagieren auf empfangene Signale (z.B. Reize von Sinneszellen) mit einem für den Eingangsreiz charakteristischen Aktivitätszustand. Durch die auf das Gehirn einströmenden Informationen entstehen so in den Neuronenschichten *Aktivitätsmuster*, die sich schnell und ständig ändern. Zusätzlich können Neuronen, die miteinander in Verbindung stehen, ihre Aktivitäten gegenseitig hemmen oder verstärken. Neben den einlaufenden Daten sind deshalb auch die Wechselwirkungen der Neuronen untereinander wesentlich an den Veränderungen der Aktivitätsmuster beteiligt.

Aber auch die Verbindungen der Neuronen untereinander sind nicht statisch, sondern können sich allmählich ändern. Aktivitätsmuster und Verbindungsmuster der Neuronen unterliegen nämlich einer gegenseitigen Kopplung: Die schnell wechselnden Neuronenaktivitäten formen im Laufe der Zeit das Verbindungsnetz zwischen den Neuronen, und die Veränderung der Verbindungen wirkt zurück auf die Neuronenaktivitäten.

In Abb. 2.1 sind die Hauptbestandteile eines typischen Neurons schematisch dargestellt. Der *Zellkörper* beinhaltet die gleichen Bestandteile wie sie auch bei den meisten anderen Zelltypen anzutreffen sind: den Kern und die verschiedenen nötigen Teilchen zur Aufrechterhaltung des Zellstoffwechsels [1]. Der Haupteingabepfad des Neurons ist der *Dendritenbaum*, eine verästelte Struktur der äußeren Zellmembran. Die Dendriten reichen in eine Umgebung von etwa 400 µm um das Neuron herum und dienen als Empfänger für die Ausgangssignale von Rezeptorzellen oder von anderen Neuronen. Die Gesamtheit der eingehenden Signale wird dem Zellkörper in Form eines elektrischen Potentials zugeleitet. Ausgangssignale verlassen das Neuron über eine bis zu mehreren Metern lange Nervenfasern, das *Axon*. Auch das Axon verzweigt sich und führt so die Ausgangssignale wieder auf Dendriten oder auf Zellkörper vieler anderer Neuronen.

Die Verbindungsstellen zwischen den Neuronen heißen *Synapsen*. Hierbei handelt es sich um chemische Kontakte auf den Dendriten oder den Zellkörpern der Zielneuronen. Jedes Axon, das sein Signal auf ein anderes Neuron überträgt endet dort in einer Synapse. Mittels Ausschüttung von Überträgerstoffen (Neurotransmitter) wird eine Potentialänderung des Empfängers bewirkt. Die Kontaktstärke der Synapsen ist jedoch nicht immer gleich. Je nach Zustand der Synapsen können Verbindungen zwischen Neuronen zu Potentialerhöhung oder Potentialerniedrigung führen. Die Ausbildung solcher *verstärkenden* oder *hemmenden* Synapsenstärken wiederum ist abhängig von der Dynamik der Neuronenaktivitäten.

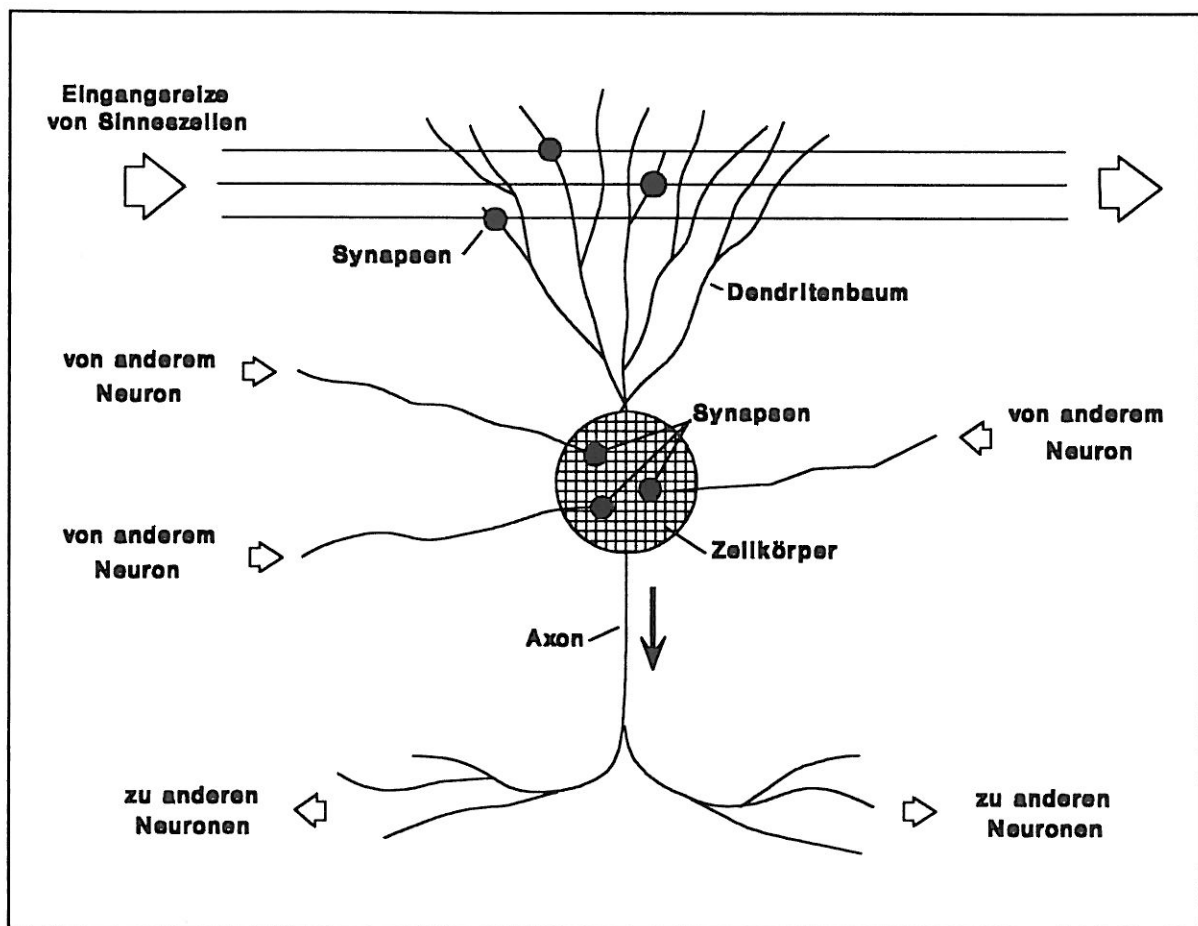


Abb 2.1: Schematische Darstellung der Hauptbestandteile eines typischen Neurons.

Die kleinsten Verarbeitungseinheiten in der Hirnrinde sind jedoch nicht die einzelnen Neuronen. Nahezu in allen Bereichen des Kortex wird beobachtet, daß Neuronen-Gruppen, die in der Rindenschicht übereinander angeordnet sind, in ähnlicher Weise auf bestimmte Reizmerkmale reagieren. Diese Zusammenschlüsse zu höheren funktionellen Einheiten werden als *Mikrosäulen* bezeichnet, da sie kleine, vertikal im Kortex stehende Zylinder von etwa 0.1 mm Durchmesser bilden. Solche Zylindereinheiten reagieren mit ihren Neuronenaktivitäten auf ganz spezielle Merkmale der Eingangsreize, z.B. im Bereich der visuellen Wahrnehmung auf die Orientierung von Linienelementen im Sehfeld.

Die nächsthöhere neuronale Organisationsebene bilden die *Rindenfelder*. Das sind abgrenzbare Kortexbereiche, die aus vielen benachbarten und funktionell zusammengehörenden Mikrosäulen bestehen. In der Hirnrinde des Menschen sind heute eine große Anzahl verschiedener und auf Teilaufgaben spezialisierte Rindenfelder bekannt. So existierten z.B. Bereiche für Mustererkennung aus Sprach- und Bildinformationen ebenso wie Bereiche für Planung und Ausführung von Bewegungen. Bei der Analyse und Weiterverarbeitung von Informations-Merkmalen läßt sich in nahezu allen Rindenfeldern eine Aufteilung bzw. Zuordnung in zweidimensionale Neuronenschichten erkennen.

Die meisten Reizeindrücke, die unser Gehirn erreichen stammen, von Rezeptoren auf sogenannten *Sinnesoberflächen*. Die größte Sinnesoberfläche unseres Körpers ist zweifellos die Haut mit ihren zahlreichen Tast- und Wärmerezeptoren. Aber auch die Netzhaut der Augen mit ihren lichtempfindlichen Zellen, die Rezeptoren entlang der Hörschnecke und die mit Geschmackszellen bedeckte Zunge sind Beispiele für Sinnesoberflächen. Obwohl die Rezeptorsignale auf ihrem Weg zu den Neuronenschichten über mehrere Zwischenstationen laufen, befolgen sie ein *topographisches Ordnungsprinzip*, d.h. Signale von benachbarten Sinneszellen werden im Kortex zu benachbarten Neuronen geführt. Durch diese Nachbarschaftserhaltung entsteht eine Abbildung der jeweiligen Sinnesoberfläche auf die zweidimensionalen Neuronenschichten des zugehörigen Rindensfeldes. Man bezeichnet die Neuronenschichten deshalb auch als *Merkmalskarten*. Das topographische Ordnungsprinzip beschränkt sich aber nicht nur auf die (meist ebenen) Sinnesoberflächen, es finden sich auch Merkmalskarten von abstrakteren und höherdimensionalen Räumen. Beispielsweise besitzen Fledermäuse zur Echolotortung eine Karte für die Zeitdifferenz zwischen zwei akustischen Ereignissen.

Neben den sensorischen Karten, in denen aus ankommenden Rezeptorsignalen räumlich lokalisierte Aktivitätszentren geformt werden, gibt es noch die *motorischen Karten*. Das sind Merkmalskarten, deren Neuronen, je nach Lage des räumlich lokalisierten Aktivitätszentrums, Ausgangssignale generieren und so gezielt Muskelgruppen zu Aktionen anregen. Die Verknüpfung zwischen den motorischen Neuronen und den von ihnen ausgelösten Aktionen gehorcht wiederum dem topographischen Prinzip.

Eine zusammenfassende Darstellung der neurophysiologischen Grundlagen findet sich in [4] und [5].

2.2 Selbstorganisierende Karten

Nach der biologischen Motivation im vorangegangenen Kapitel wird nun das Modell von Kohonen vorgestellt. Der Grundgedanke des Modells entstammt den neurophysiologischen Erkenntnissen; dennoch handelt es sich nicht um eine möglichst naturgetreue Simulation der Vorgänge im menschlichen Gehirn. Im Vordergrund steht bei Kohonens Modell die algorithmische Anwendbarkeit der biologischen Grundprinzipien. Wenn im Folgenden noch Begriffe wie Neuron, Synapsenstärke, Erregungszentrum, Eingangssignal usw. verwendet werden, dann nicht um die Beziehung zu den tatsächlichen biologischen Vorgängen herzustellen, sondern als Benennung der Modellbestandteile.

Grundbestandteil des Modells ist eine zweidimensionale Schicht (Netz) aus regelmäßig angeordneten, gleichen Einheiten (Neuronen). Jedem Neuron der Schicht werden über n Eingangsfasern die Eingangssignale zugeleitet. D.h. die Eingangssignale bestehen aus n Komponenten, und jedes Neuron empfängt über synaptische Verbindungen das gleiche Eingangssignal. Die n Empfänger-Synapsen wirken dabei entweder verstärkend oder hemmend und bestimmen so den Erregungszustand des Neurons. Die Synapsenstärken ihrerseits sind veränderlich und werden beeinflusst durch die Art und die Häufigkeit der Eingangssignale.

Eine solche Schicht hat die Fähigkeit den Raum, aus dem die Eingangssignale kommen, so auf sich abzubilden, daß die Lage der jeweils am stärksten erregten Neuronen in eindeutigem Zusammenhang mit charakteristischen Signalmerkmalen steht. Man bezeichnet die Neuronenschicht als topographische Merkmalskarte, wenn benachbarte Erregungsorte Signalen mit ähnlichen Merkmalen entsprechen. Bemerkenswert ist hierbei, daß der Raum der Eingangssignale durchaus mehr als zwei Dimensionen haben kann. Desweiteren berücksichtigt die Karte automatisch die Wahrscheinlichkeit der eingehenden Reize, d.h. Regionen im Raum der Eingangssignale, aus denen viele Reize kommen, werden stärker und in höherer Auflösung abgebildet, als die Ursprungsgebiete seltenerer Signale.

Die einzelnen Neuronen einer Schicht A werden beschrieben durch die zweidimensionalen Ortsvektoren $\mathbf{r} \in A$.

Die Gesamt-Synapsenstärke $w_{\mathbf{r}} \in A$ eines Neurons bestehe aus den einzelnen Synapsenstärken w_{ri} ($i = 1, 2, \dots, n$). Für verstärkende Synapsen ist w_{ri} positiv und für hemmende Synapsen ist w_{ri} negativ.

Ein Eingangssignal \mathbf{v} aus dem Raum V der Eingangssignale sei gegeben durch die n Komponenten v_i ($i = 1, 2, \dots, n$).

Jedes Neuron bildet nun mit seinen Synapsenstärken eine gewichtete Summe der Eingangssignalkomponenten. Für den resultierenden Erregungs-Zustand $f_{\mathbf{r}}^0$ eines isoliert betrachteten Neurons gilt dann:

$$f_{\mathbf{r}}^0(\mathbf{v}) = F \left(\sum_{i=1}^n w_{ri} v_i - S \right) \quad (1)$$

Dabei ist $F(x)$ eine monoton steigende Funktion, und S bezeichnet den Erregungsschwellwert, ab dem das Neuron nennenswerte Aktivität zeigt.

Innerhalb der Schicht sind die Neuronen aber nicht voneinander isoliert, sondern zusätzliche gegenseitige Synapsenverbindungen sorgen für eine Kopplung der Neuronen untereinander. Sei $g_{rr'}$ die Kopplungsstärke von Neuron r' zu Neuron r , dann liefert der Erregungszustand $f_{r'}$ des Neurons r' einen Zusatzbeitrag $g_{rr'}f_{r'}$ zum Gesamt-Erregungszustand f_r des Neurons r .

$$f_r = F \left(\sum_{i=1}^n w_{ri} v_i + \sum_{r'} g_{rr'} f_{r'} - S \right) \quad (2)$$

In Kohonens Modell wirkt $g_{rr'}$ meist als sogenannte Umfeldhemmung. D.h: sei r' das am stärksten erregte Neuron auf Grund äußerer Eingangssignale, dann erhalten Neuronen in der Nähe des Erregungszentrums positive Beiträge ($g_{rr'} > 0$), und weiter entfernte Neuronen werden in ihrer Erregung gehemmt ($g_{rr'} < 0$). Es läßt sich zeigen, daß dadurch, bei genügend starker Umfeldhemmung, räumlich lokalisierte Erregungsgebiete um den Ort der maximalen Erregung herum ausgebildet werden.

Um nun die Verteilung der Neuronenaktivitäten im Netz zu bestimmen, müßte korrekterweise (für jeden Zeitpunkt) das nichtlineare Gleichungssystem (2) gelöst werden. Kohonen macht jedoch die vereinfachende Annahme, daß sich die ergebende Erregungsantwort durch eine Funktion $h_{rr'}$ beschreiben läßt. Dabei beschreibt r' den Ort des aktuellen Erregungsmaximums, und r ist der Ort, dessen Erregung durch $h_{rr'}$ gegeben ist. Die gesuchte Erregungsantwort $h_{rr'}$ ist eine Funktion mit Maximum bei $r = r'$ und strebt für große Abstände vom Maximum gegen Null. Da die genaue Form von $h_{rr'}$ für das qualitative Systemverhalten keine Rolle spielt, wird eine Gaußglocke gewählt.

$$h_{rr'} = \exp \left(\frac{-(r - r')^2}{2\sigma^2} \right) \quad (3)$$

Die Lage des Erregungsmaximums r' ist abhängig von den Komponenten v_i des Eingangssignals \mathbf{v} . Zur Bestimmung des Ortes r' werden folgende Annahmen getroffen: Die Synapsenstärken w_{ri} eines Neurons besitzen die gleichen Einheiten (z.B. m, m/s, rad,...) wie die von ihnen empfangenen Komponenten v_i des Eingangssignales. Wenn man nun die Gesamt-Synapsenstärke w_r des Neurons und das Eingangssignal \mathbf{v} als Vektoren betrachtet, so ist r' der Ort, an dem Synapsenstärke-Vektor und Eingangssignal-Vektor den kleinsten Abstand voneinander haben.

$$\|\mathbf{w}_{r'} - \mathbf{v}\| = \min_r \|\mathbf{w}_r - \mathbf{v}\| \quad (4)$$

Jedesmal wenn auf Grund der äußeren Reize das Erregungsmaximum r' bestimmt wurde, erfolgt eine Anpassung der Synapsenstärken w_{ri} an die Eingangssignalkomponenten v_i ; oder anders ausgedrückt: der Synapsenstärke-Vektor wird ein wenig in Richtung des Eingangssignal-Vektors gedreht. Dieser Vorgang wird als Adaption- oder *Lernschritt*

bezeichnet. Aber nicht nur die Synapsenstärken am Ort r' werden verändert. Alle Neuronen in der Nachbarschaft $h_{rr'}$ des Erregungszentrums nehmen an dem Adaptionsschritt teil, wobei das Ausmaß der Veränderung δw_{ri} mit wachsendem Abstand vom Zentrum r' abnimmt.

$$\delta w_{ri} = \epsilon h_{rr'}(v_i - w_{ri}) \quad (5)$$

Der Parameter ϵ in (5) bestimmt die Intensität des einzelnen Lernschritts ($0 < \epsilon < 1$) und nimmt mit zunehmender Zahl der Lernschritte ab. Die Erregungsfunktion $h_{rr'}$ (3) beeinflusst über den Radius σ das Gebiet auf der Karte, das von dem Adaptionsschritt erfaßt wird. Auch σ nimmt mit zunehmender Zahl der Lernschritte ab.

Dadurch, daß alle Neuronen innerhalb der Erregungszone in die Lernschritte miteinbezogen werden, wird erreicht, daß die Synapsenstärken benachbarter Neuronen schon (ungefähr) richtige Werte erhalten, obwohl sie selbst nicht als Erregungszentrum ausgewählt wurden.

Das Aufeinanderfolgen der einzelnen Lernschritte läßt sich am besten durch einen Algorithmus beschreiben [5]:

0. Initialisierung: Zu Beginn des Kartenbildungsprozesses werden alle Synapsenstärken w_{ri} ($r \in A$; $i = 1, 2, \dots, n$) mit zufälligen Werten in der Größenordnung der zu erwartenden Eingangssignale belegt.

1. Auswahl eines Eingangssignales in Form des Vektors $v \in V$ mit den Komponenten v_i ($i = 1, 2, \dots, n$).

2. Bestimmung des Erregungszentrums $r' \in A$ mit der Bedingung (4)

3. Lernschritt: Veränderung der Synapsenstärken gemäß

$$w_r^{neu} = w_r^{alt} + \epsilon h_{rr'}(v - w_r^{alt}) \quad ; \forall r \in A \quad (6)$$

4. goto 1.

Der Lernalgorithmus wird immer wieder durchlaufen, bis die vorgegebene Anzahl der Lernschritte erreicht ist. Wieviel Lernschritte nötig sind, um am Ende eine gut ausgebildete Merkmalskarte des Raumes V zu erhalten hängt u.a. ab von der Dimensionalität von V und von der Anzahl der Neuronen im Netz - muß jedoch in jedem Falle individuell an das Problem angepaßt werden.

Wichtig für eine gute Entwicklung der Merkmalskarte und das Erreichen eines Gleichgewichtszustandes im Neuronalen Netz ist die Abhängigkeit der Parameter ϵ (Intensität des Lernschritts) und σ (räumliche Ausdehnung des Lernschritts) von der Zahl der bereits erfolgten Lernschritte.

Im Laufe des Lernprozesses sollte ϵ von einem Wert nahe bei Eins allmählich auf kleine Endwerte absinken. So kann das System zu Beginn schnell die ungefähr richtigen Synapsenwerte lernen. Je größer die Intensität der Lernschritte, um so größer sind aber auch jedesmal die entstehenden Veränderungen. Ist das Ziel eine Karte mit stabilem Endzustand, so muß ϵ bis auf Null abnehmen. Soll dagegen eine gewisse Restlernfähigkeit erhalten bleiben, muß der Endwert für ϵ von Null verschieden sein.

Auch der Radius σ der Erregungsfunktion ist eine langsam mit der Zahl der Lernschritte abnehmende Funktion. Anfangs- und Endwert von σ sollten so gewählt werden, daß rasch netzfüllende Grobstrukturen entstehen, denen sich allmählich lokale Feinstrukturen überlagern. Wie die Anzahl der nötigen Lernschritte, so muß auch der Verlauf der Parameter ϵ und σ an die jeweilige Problemstellung angepaßt werden.

2.3 Erlernung von Steuerungsaufgaben

Topologieerhaltende Merkmalskarten entstehen durch Abbildung des Eingangssignalraumes auf ein zweidimensionales Neuronennetz. Jeder Netzpunkt auf der Karte ist also zuständig für eine spezielle Art von Eingangssignal. Das Neuronale Netz soll aber die einlaufenden Reize nicht nur katalogisieren, sondern beim Auftreten eines bestimmten Eingangssignals soll auch eine bestimmte Aktion ausgelöst werden. Dazu ist es nötig Kohonens ursprünglichen Lernalgorithmus so zu erweitern, daß an jedem Gitterpunkt zusätzlich die Speicherung einer *Ausgangsgröße* möglich ist [5,6]. Bei der so mit einem Neuron verknüpften Ausgangsgröße kann es sich um Skalar, Vektor oder Tensor handeln. Die Einbeziehung der Ausgangsgröße in den Lernalgorithmus bedeutet, daß, bei jedem Lernschritt, neben den Synapsenstärken $w_r^{(in)}$ auch die Ausgangswerte $w_r^{(out)}$ verändert werden. Stellt das Eingangssignal v den aktuellen Zustand eines zu steuernden Systems dar (z.B. Ort, Geschwindigkeit), so wird die erforderliche Steuerungsaktion u (z.B. Kraft, Moment) als Ausgangswert $w_r^{(out)}$ gespeichert. Die Bildung einer Karte entspricht dann der Erlernung einer Steuerungsaufgabe.

Bei der Erlernung von Steuerungsaufgaben unterscheidet man zwei Methoden: *supervised learning* und *non-supervised learning*. Im ersten Falle, auch *Lernen mit Unterweisung* genannt, existiert ein supervisor, der dem Neuronalen Netz zu jedem Systemzustand v die korrekte Steuerungsaktion u übermittelt. Ziel des Lernvorgangs ist hierbei, die Aktionen des supervisors so gut wie möglich zu imitieren. Supervisor kann dabei eine Person sein, die bei jedem Lernschritt aktiv wird oder einfach eine Tabellendatei, in der die korrekten Wertepaare (v, u) gespeichert sind. Allgemein gilt für das supervised learning folgender Algorithmus:

0. Initialisierung: Start mit zufällig gewählten Anfangswerten für die Synapsenstärken $w_r^{(in)}$ ($r \in A$; $i = 1, 2, \dots, n$) in der Größenordnung der zu erwartenden Eingangssignale und mit dem Wert Null für die Ausgangsgrößen $w_r^{(out)}$ ($r \in A$; $j = 1, 2, \dots, m$).

1. Auswahl eines Eingangssignals in Form des Vektors $v \in V$ mit den Komponenten v_i ($i = 1, 2, \dots, n$).

2. Bestimmung des Erregungszentrums $r' \in A$, das dem aktuellen Systemzustand zugeordnet ist, mit der Bedingung (4).

3. Supervisor ermittelt die korrekte Aktion u mit den Komponenten u_j ($j = 1, 2, \dots, m$).

4. Lernschritte:

Veränderung der Synapsenstärken gemäß:

$$w_r^{(in)neu} = w_r^{(in)alt} + \epsilon h_{r,r'} \cdot (v - w_r^{(in)alt}) \quad ; \quad \forall r \in A \quad (7)$$

Veränderung der Ausgangswerte gemäß:

$$w_r^{(out)neu} = w_r^{(out)alt} + \epsilon' h'_{r,r'}(u - w_r^{(out)alt}) \quad ; \forall r \in A \quad (8)$$

5. goto 1.

Der neu hinzugekommene Lernschritt für die Ausgangswerte $w_r^{(out)}$ erfolgt nach dem gleichen Schema wie der Lernschritt für die Synapsenstärken $w_r^{(in)}$, jedoch gegebenenfalls mit einer anderen Lernintensität ϵ' und einer anderen Reichweite σ' der Erregungsfunktion $h'_{r,r'}$.

Im Falle des *non-supervised learning*, auch *Lernen ohne Unterweisung genannt*, gibt es keinen supervisor, der dem Neuronalen Netz zu jedem Systemzustand v die korrekte Aktion u mitteilt. Stattdessen existiert eine *Bewertungsfunktion* R , die angibt "wie gut" eine selbstgewählte Aktion die Aufgabenstellung erfüllt. Die Wahl einer geeigneten Bewertungsfunktion muß der jeweiligen Aufgabe angepaßt werden. Das Lernziel besteht darin, für jeden auftretenden Systemzustand v eine Aktion u zu finden, die einen möglichst hohen Bewertungszuwachs ΔR erzielt. Nach jedem Zeitschritt wird der erzielte Bewertungszuwachs für das, dem Systemzustand v zugeordnete, Neuron r' als mittlerer Zuwachs $b_{r'}$ abgespeichert. Nur wenn am Ende eines Zeitschrittes ein Bewertungszuwachs ΔR erzielt wird, der den bisher vom Gitterplatz r' erzielten mittleren Zuwachs $b_{r'}$ übertrifft, werden die Lernschritte ausgeführt.

Die Auswahl der einzelnen Steuerungsaktion u erfolgt jeweils durch einen zufallsabhängigen Suchprozeß. Jedesmal wenn das zum aktuellen Systemzustand v gehörige Erregungszentrum r' ermittelt wurde, wird das System mit

$$u = w_{r'}^{(out)} + a_{r'} \cdot \eta \quad (9)$$

angesteuert. Dabei ist $w_{r'}^{(out)}$ der bereits am Gitterpunkt r' gespeicherte Ausgabewert; η ist eine gaußverteilte Zufallsvariable mit Mittelwert Null und geeigneter Varianz. Der zusätzliche Netzparameter $a_{r'}$ bestimmt die Suchschrittweite für η .

Folgender Algorithmus beschreibt eine mögliche Form des non-supervised learning:

0. Initialisierung:

- a) Anfangsbelegung der Synapsenstärken $w_{ri}^{(in)}$ ($r \in A$; $i = 1, 2, \dots, n$) mit gleichverteilten Zufallswerten in der Größenordnung der zu erwartenden Eingangssignale.
- b) Anfangsbelegung der Ausgangsgrößen $w_{rj}^{(out)}$ ($r \in A$; $j = 1, 2, \dots, m$) mit dem Wert Null.
- c) Anfangsbelegung der Suchschrittweiten für die selbstgewählten Aktionen:
 $a_r = 1$; $\forall r \in A$.

d) Anfangsbelegung der bisher erzielten Bewertungszuwächse: $b_r = 0 ; \forall r \in A$.

1. Auswahl eines Eingangssignals v zum Zeitpunkt t .

2. Bestimmung des Erregungszentrums $r' \in A$, das dem aktuellen Systemzustand v zugeordnet ist, mit der Bedingung (4).

3. Bewertung:

a) Berechnung des Bewertungszuwachses ΔR :

$$\Delta R = R(v_{t-1}) - R(v_t) \quad (10)$$

b) Vergleich des Bewertungszuwachses ΔR mit dem bisher erzielten Zuwachs $b_{r'}$ für den Netzort r' :

wenn $\Delta R \geq b_{r'}$; \Rightarrow Steuerungsaktion u_{t-1} war *Gut* ; weiter mit Punkt 4.

wenn $\Delta R < b_{r'}$; \Rightarrow Steuerungsaktion u_{t-1} war *Schlecht* ; weiter mit Punkt 5.

c) Aktualisieren des bisher erzielten Zuwachses $b_{r'}$

$$b_{r'}^{neu} = b_{r'}^{alt} + \gamma \cdot (\Delta R - b_{r'}^{alt}) \quad (11)$$

4. Lernschritte:

a) Veränderung der Synapsenstärken $w_r^{(in)}$ gemäß (7).

b) Veränderung der Ausgangswerte $w_r^{(out)}$ gemäß (8).

c) Veränderung der Suchschrittweiten a_r für die Zufallsaktionen:

$$a_r^{neu} = a_r^{alt} + \epsilon // h_{r,r'} // \cdot (a - a_r^{alt}) \quad ; \forall r \in A \quad (12)$$

5. Wahl der neuen Steuerungsaktion u zum Zeitpunkt t gemäß (9)

6. Erhöhen des Zeitschrittzählers:

$$t = t + 1$$

7. goto 1.

Die Aktualisierungsschritte des bisher erzielten Zuwachses $b_{r'}$ (11) werden durch die Konstante γ einer Glättung unterzogen ($\gamma < 1.0$). Die Adaptionregel für die Suchschrittweiten a_r (12) bewirkt, daß die Zufallsaktionen für gut bewertete Neuronen immer kleiner werden. Der Wert a ist für alle Lernschritte gleich und bestimmt den Grenzwert, dem die Suchschrittweiten allmählich zustreben sollen. Wenn die $w_r^{(out)}$ in stabile Endwerte konvergieren sollen, muß $a = 0$ gesetzt werden. Soll dagegen eine Restanpassungsfähigkeit der Ausgabe-werte erhalten

bleiben, empfiehlt sich für a ein kleiner positiver Wert. Die Parameter ϵ'' und h''_{rr} in (12) sollen anzeigen, daß Intensität und Ausdehnung des Adaptiongebietes für die Suchschrittwerten a_r gegebenfalls von denen für $w_r^{(in)}$ und $w_r^{(out)}$ abweichen können.

Bei der Erlernung von Steuerungsaufgaben mit Hilfe selbstorganisierender Merkmalskarten ist das Ergebnis, unabhängig von der gewählten Lernmethode, stets die Ausbildung einer optimierten Tabelle für die Eingabe-Ausgabe-Paare (v, u) . Der Optimierungsvorteil besteht darin, daß die Tabellenstruktur nicht von Anfang an starr vorgegeben ist, sondern sich erst im Laufe der Lernphase zusammen mit der Belegung der Tabelle entwickelt. Die Verteilung der Tabelleneinträge richtet sich dabei nach der Häufigkeit der Eingangssignale. Eingabe-Ausgabe-Relationen, die relativ oft an Adaptionsschritten beteiligt sind, erhalten automatisch mehr Tabelleneinträge zugewiesen, als selten oder nie vorkommende Wertepaare. D.h. die Wahrscheinlichkeitsdichte möglicher Systemzustände $v \in V$ wird in Form einer entsprechenden Auflösung auf die Tabelle der Wertpaare (v, u) abgebildet. Darüberhinaus kann bei entsprechender Parameterwahl eine Restplastizität erhalten bleiben, so daß sich die Tabelle selbständig an neue Problemsituationen anpassen kann.

3. Biomechanik mit Mehrkörpersystemen

Bei der Untersuchung und Simulation von Bewegungsabläufen werden in der Biomechanik Mehrkörpersysteme eingesetzt. Hierbei handelt es sich meist nicht um physische Systeme, sondern um mathematische Modelle, die das Verhalten von miteinander verbundenen starren Körpern beschreiben. Die Beschreibung erfolgt über ein System von Differentialgleichungen, welche in der Regel nichtlinear und miteinander gekoppelt sind. Zur näherungsweisen Untersuchung komplexer Bewegungsabläufe kommen häufig ebene Modelle zum Einsatz. Sie erlauben die zweidimensionale Simulation biomechanischer Vorgänge. Im Folgenden wird ein ebenes Modell aus beliebig vielen starren Teilkörpern allgemein mit Bewegungsgleichungen beschrieben [2].

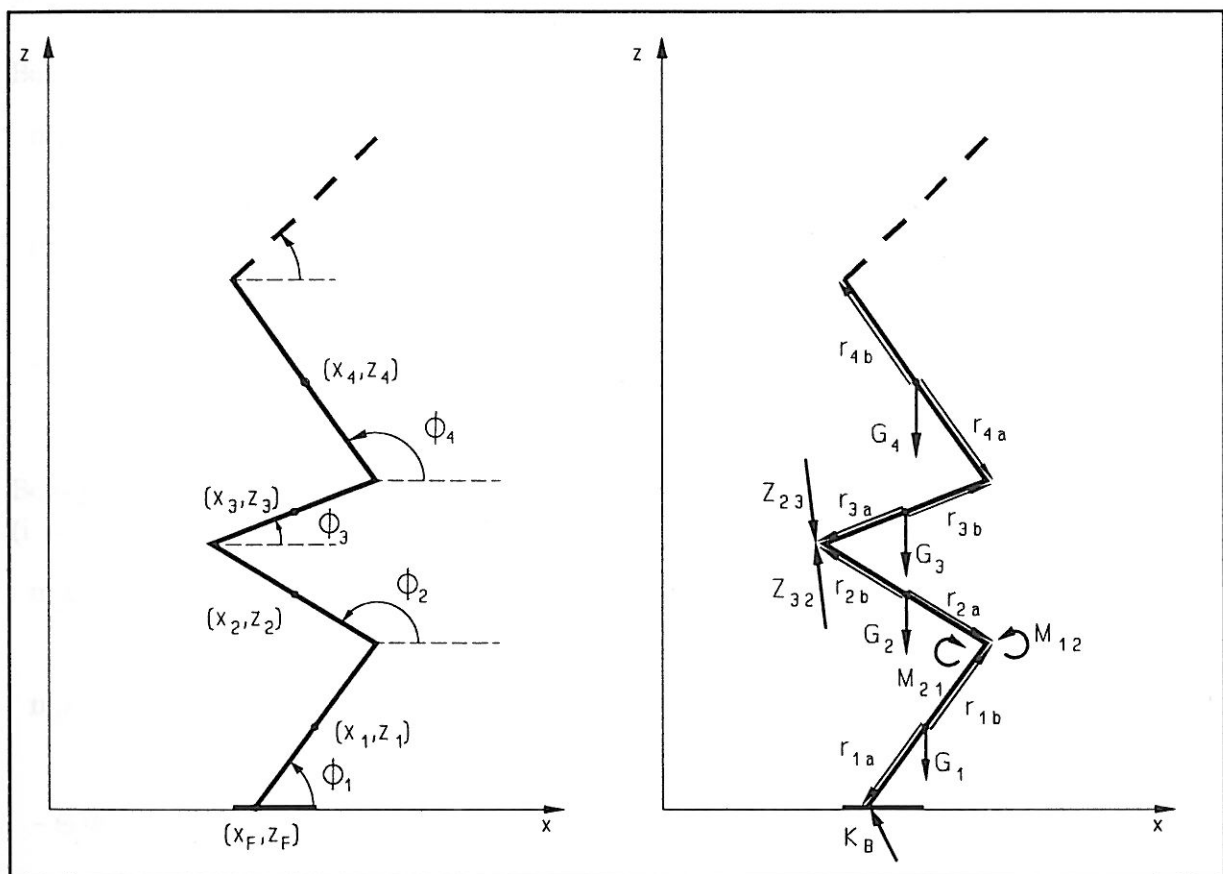


Abb 3.1: Allgemeines zweidimensionales Modell aus starren Teilkörpern. Links: Koordinaten. Rechts: Kräfte, Momente und Hebelarme.

3.1 Ein ebenes Modell aus starren Körpern

Jedes Glied eines zweidimensionalen Modells besitzt 3 Freiheitsgrade: 2 Translationsfreiheitsgrade des Schwerpunkts und 1 Rotationsfreiheitsgrad des Teilkörpers um seinen Schwerpunkt. Das ebene Modell aus n starren Körpern hat somit $(3n)$ Freiheitsgrade. Seien x_i und z_i ($i = 1, \dots, n$) die Koordinaten des i -ten Teilkörperschwerpunktes und Φ_i der Winkel mit einer Parallelen zur x -Achse (si. Abb.3.1), so stehen damit $3n$ Koordinaten zur Beschreibung des Systems zur Verfügung. Zur Aufstellung der Bewegungsgleichungen für die $3n$ Koor-

dinaten müssen zunächst alle Kräfte und Momente, die auf einen Teilkörper wirken, ermittelt werden. Dazu werden die einzelnen Glieder gedanklich aus dem Modell herausgeschnitten. Nach dem Prinzip *actio = reactio* wirken auf beiden Seiten einer Schnittstelle entgegengesetzt jeweils die zwischen den Teilkörpern übertragenen resultierenden Kräfte Z_{ij} und Momente M_{ij} . Weiterhin greift unter dem Einfluß der Schwerkraft an jedem Teilkörperschwerpunkt die Gewichtskraft $G_i = m_i g$ des Teilkörpers an. Soll sich das Modell auf festem Untergrund bewegen und nicht durch den Boden hindurchfallen, so wirkt an den Kontaktstellen zusätzlich die Bodenreaktionskraft K_B .

Entsprechend der Zahl der Freiheitsgrade ergeben sich für jedes Glied des Modells 3 Bewegungsgleichungen: zwei für die Bewegung des Teilkörperschwerpunkts in x- und z-Richtung und eine Momentengleichung für die Rotation in der x,z-Ebene um den Teilkörperschwerpunkt. Θ_i ist das Trägheitsmoment des i-ten Körpers.

Bewegungsgleichungen für den 1. Teilkörper:

$$m_1 \ddot{x}_1 = K_{Bx} + Z_{12x} \quad (13)$$

$$m_1 \ddot{z}_1 = K_{Bz} + Z_{12z} - m_1 g \quad (14)$$

$$-\Theta_1 \ddot{\Phi}_1 = (\mathbf{r}_{1a} \times \mathbf{K}_B)_y + (\mathbf{r}_{1b} \times \mathbf{Z}_{12})_y + M_{12} \quad (15)$$

Bewegungsgleichungen für alle anschließenden Teilkörper mit Ausnahme des letzten ($i = 2, \dots, n-1$):

$$m_i \ddot{x}_i = -Z_{(i-1,i)x} + Z_{(i,i+1)x} \quad (16)$$

$$m_i \ddot{z}_i = -Z_{(i-1,i)z} + Z_{(i,i+1)z} - m_i g \quad (17)$$

$$-\Theta_i \ddot{\Phi}_i = (\mathbf{r}_{ia} \times (-\mathbf{Z}_{(i-1,i)}))_y + (\mathbf{r}_{ib} \times (\mathbf{Z}_{(i,i+1)}))_y - M_{(i-1,i)} + M_{(i,i+1)} \quad (18)$$

Bewegungsgleichungen für den letzten Teilkörper:

$$m_n \ddot{x}_n = -Z_{(n-1,n)x} \quad (19)$$

$$m_n \ddot{z}_n = -Z_{(n-1,n)z} - m_n g \quad (20)$$

$$-\Theta_n \ddot{\Phi}_n = (\mathbf{r}_{na} \times (-\mathbf{Z}_{(n-1,n)}))_y - M_{(n-1,n)} \quad (21)$$

Ein mehrgliedriges Modell hat im allgemeinen die Eigenschaft, daß die Teilkörper zusammenhängen. Im einfachsten Fall bedeutet das, daß jeweils der Endpunkt eines Segmentes die gleichen Koordinaten (x, z) besitzt, wie der Anfangspunkt des nächsten. In vorliegendem Beispiel ergeben sich durch die Verbindung der n Teilkörper $2(n-1)$ Zwangsbedingungen, und die Anzahl der Freiheitsgrade reduziert sich auf $(3n) - 2(n-1) = (n+2)$. Ein möglicher Koordinatensatz zur Beschreibung der verbleibenden Freiheitsgrade ist zum Beispiel x - und z -Koordinate des Modellfußpunktes (x_F, z_F) und die n Winkelkoordinaten Φ_i der Teilkörper. Die *Zwangskräfte* Z_{ij} lassen sich mit $Z_{ij} = -Z_{ji}$ aus den Gleichungen (13) bis (21) eliminieren, und es ergeben sich schließlich $(n+2)$ Bewegungsgleichungen für die Fußpunktkoordinaten und die Winkel.

Der zeitliche Verlauf der zwischen den Teilkörpern übertragenen Momente M_{ij} wird im Laufe der Simulation extern ermittelt und ins Differentialgleichungssystem eingegeben. Für die Bodenreaktionskraft K_B gilt zu jedem Zeitpunkt die Zusatzbedingung, daß der Fußpunkt des Modells nicht in den Boden einsinken darf.

4 Computersimulation lernfähiger Modelle

In den folgenden Kapiteln wird untersucht, wie sich ein biomechanisches Mehrkörpersystem mit lernfähigen Merkmalskarten verbinden läßt. Angestrebt ist die Erlernung und Ausführung spezieller Steuerungsaufgaben durch das entstehende Gesamtmodell.

4.1 Das Dreiglieder-Human-Modell

4.1.1 Problemstellung

Ein dreigliedriges, ebenes Modell des menschlichen Körpers soll aus einer Hockstellung heraus das Aufstehen erlernen. Das Modell besteht aus Unterschenkel und Oberschenkel, in denen beide Beine zusammengefaßt sind, sowie aus einem Rumpf, der auch Arme und Kopf umfaßt.

4.1.2 Methoden

Der mechanische Teil des Modells besteht aus drei starren Körpern, die untereinander durch Gelenke verbunden sind (siehe Abb. 4.1). Da es sich um ein zweidimensionales System handelt, sind alle Bewegungen auf die (x,z) -Ebene beschränkt. Die Lage der Teilkörper wird beschrieben durch die Koordinaten der Teilkörperschwerpunkte (x_i, z_i) und die Winkel Φ_i . Die Beziehungen der Koordinaten untereinander sowie die Herleitung der Bewegungsgleichungen für die Teilkörper sind im Anhang aufgeführt. Das freie Ende des Unterschenkels wird im folgenden als Fußpunkt (x_F, z_F) bezeichnet und dient als Angriffspunkt für die Bodenreaktionskraft K_B . Zur Veranschaulichung von Abbruchbedingungen bei der Simulation ist in den Abbildungen ein Fuß eingezeichnet. Der Fuß ist jedoch kein Bestandteil des mechanischen Modells. Über Zusatzbedingungen werden die Komponenten der Bodenreaktionskraft (K_{Bx}, K_{Bz}) stets so groß gewählt, daß der Fußpunkt nicht in den Boden einsinkt und auch nicht wegrutschen kann. Zur aktiven Bewegung der Teiglieder werden zu jedem Zeitschritt Momente für Knöchel-, Knie- und Hüftgelenk in die Bewegungsgleichungen eingegeben (vgl. M_{01} , M_{12} , M_{23} in Abb. 4.1).

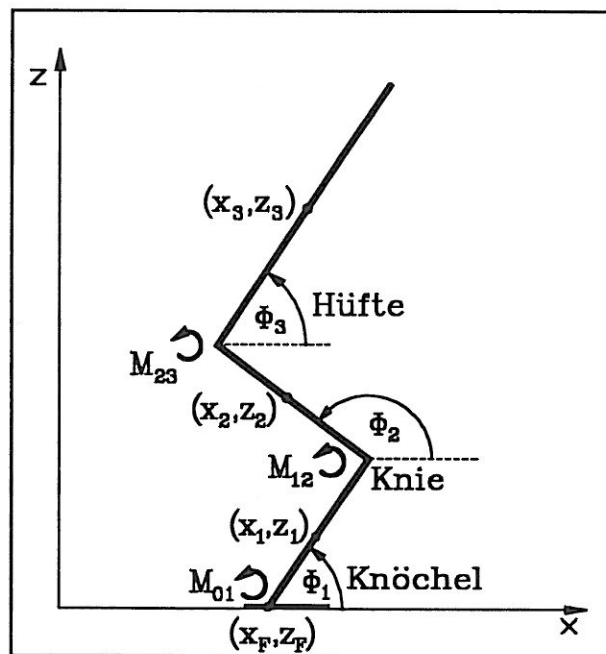


Abb 4.1: Dreigliedriges, ebenes Modell.

Aber nicht nur aktive Momente wirken in den Gelenken. Um einen möglichst natürlich wirkenden Bewegungsablauf simulieren zu können, treten im Bereich maximaler Gelenkwinkel sogenannte Begrenzungs- oder *Anschlagmomente* auf. Wie in den Gelenken des mensch-

lichen Körpers, wirken die Anschlagmomente der Modellgelenke einer Verkleinerung bzw. Vergrößerung der Winkel entgegen. Die Größe der Begrenzungsmomente ist hierbei abhängig vom Betrag der Differenz zwischen aktuellem Winkel und Anschlagwinkel, denn je mehr ein Gelenk in seinen Grenzbereich gebeugt wird, um so größer wird der Widerstand. Um darüberhinaus keine rein elastischen, sondern dämpfende Gelenkansschläge zu erhalten, müssen die Anschlagmomente zusätzlich eine Abhängigkeit von der Winkelgeschwindigkeit aufweisen. Folgende Beziehung stellt eine mögliche Form der Gelenkansschlag-Modellierung dar:

$$M_{Anschlag} = \begin{cases} \frac{(1 + d \cdot \dot{\Phi})}{[a \cdot (|\Phi_{Anschlag} - \Phi|)^b + c]} & ; \text{für } |\Phi_{Anschlag} - \Phi| \leq \Phi_{Grenzbereich} \\ 0 & ; \text{für } |\Phi_{Anschlag} - \Phi| > \Phi_{Grenzbereich} \end{cases} \quad (22)$$

Dabei bezeichnet $\Phi_{Anschlag}$ den absoluten Gelenkansschlagwinkel, oberhalb bzw. unterhalb dessen eine Schädigung des Gelenks auftritt. $\Phi_{Grenzbereich}$ ist der Winkelbereich vor $\Phi_{Anschlag}$ ab dem das Anschlagmoment wirksam wird. Die Winkelwerte für $\Phi_{Grenzbereich}$ liegen in der Größenordnung weniger Gradschritte. Über die Parameter a, b, c und d lassen sich Größe und Form des Momentenverlaufs in (22) verändern. Die Anschlagmomente werden für jeden Zeitschritt berechnet und in die Bewegungsgleichungen eingegeben.

Die numerische Integration der Bewegungsgleichungen erfolgt in einem Computerprogramm und liefert den zeitlichen Verlauf der Koordinaten und anderer Größen, wie z.B. Lage des Gesamtschwerpunktes oder kinetische Energie des Modells.

Ein System von Merkmalskarten nach Kohonen [4,5,6] bildet den Lern- und Steuerteil des Gesamt-Modells. Gewählt wird eine regelmäßige, quadratische Gitteranordnung A von 25×25 Neuronen. Der dynamische Systemzustand des Dreikörpermodells ist zu jedem Zeitpunkt gegeben durch Winkel und Winkelgeschwindigkeit von Knöchel-, Knie- und Hüftgelenk. Ein Eingangssignal v für das Neuronengitter besteht deshalb aus diesen sechs Komponenten.

$$v = (\Phi_1, \dot{\Phi}_1, \Phi_2, \dot{\Phi}_2, \Phi_3, \dot{\Phi}_3) \quad (23)$$

Entsprechend den Eingangssignalkomponenten besitzt jedes Neuron $r \in A$ sechs veränderbare Synapsenstärken, welche die Komponenten des Synapsenstärkevektors $w_r^{(in)}$ bilden.

$$w_r^{(in)} = (w_{r\Phi_1}^{(in)}, w_{r\dot{\Phi}_1}^{(in)}, w_{r\Phi_2}^{(in)}, w_{r\dot{\Phi}_2}^{(in)}, w_{r\Phi_3}^{(in)}, w_{r\dot{\Phi}_3}^{(in)}) \quad (24)$$

Jede aktive Bewegung des menschlichen Körpers erfordert den Einsatz von Muskelkräften, welche in den Körpergelenken resultierende Momente erzeugen [3]. Die zur Steuerung des Dreigliedermodells benötigten Gelenkmomente bilden zusammen die Steuerungsaktion u .

$$u = (M_{01}, M_{12}, M_{23}) \quad (25)$$

Je nach Entwicklungszustand des Kohonen-Netzes besteht die Steuerungsaktion u ganz oder teilweise aus der vektoriellen Ausgangsgröße $w_r^{(out)}$. Als Komponenten von $w_r^{(out)}$ werden an jedem Gitterpunkt $r \in A$ des Neuronalen Netzes drei Ausgangswerte für die Momente in Knöchel-, Knie- und Hüftgelenk gespeichert.

$$w_r^{(out)} = (w_{rM_{01}}^{(out)}, w_{rM_{12}}^{(out)}, w_{rM_{23}}^{(out)}) \quad (26)$$

Zur Erlernung der Steuerungsaufgabe "Aufstehen" wird die Methode des non-supervised learning angewandt. D.h. es existiert kein vorgegebener Bewegungsablauf, der vom Modell imitiert werden soll. Stattdessen gibt es Bewertungsfunktionen, die dem System mitteilen, ob eine selbstgewählte Aktion gut genug ist, um gelernt werden.

4.1.3 Das Lernverfahren

Ziel des Lernprozesses ist die Ausbildung einer Merkmalskarte für den Raum der Eingangssignale V . Hierbei handelt es sich um den sechsdimensionalen Phasenraum der Winkel und Winkelgeschwindigkeiten von Knöchel-, Knie- und Hüftgelenk. Bestandteil des Lernvorgangs ist weiterhin, jedem Netzpunkt der Karte nach und nach die richtigen Steuerungsaktionen zuzuordnen, wobei jede Steuerungsaktion aus den drei Werten für Knöchel-, Knie- und Hüftmoment besteht.

Das Erlernen des Aufstehvorgangs geschieht in mehreren Lernzyklen. Jeder Lernzyklus beginnt mit der gleichen, als *Hockstellung* bezeichneten, Anfangsposition des Dreiglieder-Modells und endet entweder bei Eintritt einer festgelegten Abbruchbedingung, z.B. wenn das Modell umkippt, oder bei Erreichen des Lernzieles, etwa wenn die Kopfhöhe einen bestimmten Wert überschreitet. Lernschritte erfolgen in einem Zyklus nur dann, wenn der ausgeführte Bewegungsablauf besser bewertet wird, als in den vorangegangenen Zyklen. Es folgen also sovieler Lernzyklen aufeinander, bis insgesamt die Anzahl der vorgegebenen Lernschritte erreicht ist.

Da bei jedem Zeitschritt zuerst immer der Gitterplatz r' bestimmt wird, dessen Synapsenstärken am besten zum Eingangssignal passen, werden zu Beginn des Lernvorgangs alle Synapsenstärken der Modellneuronen mit gleichverteilten Zufallswerten aus dem Bereich der zu erwartenden Eingangssignalkomponenten belegt. Wenn z.B. der Anfangswert des Knöchelwinkels ϕ_1 75 Grad und der erwartete Endwert 90 Grad beträgt, so erhält jede der 625 Synapsenstärken $w_{r\phi_1}^{(in)}$ einen zufälligen Startwert aus dem Intervall (75,90). Die Ausgangswerte der Gelenkmomente $w_{rM_i}^{(out)}$ erhalten die Startwerte Null. Im einzelnen werden folgende Intervalle gewählt:

$$\begin{array}{lll} w_{r\phi_1}^{(in)} \in [70,90] & w_{r\phi_2}^{(in)} \in [90,180] & w_{r\phi_3}^{(in)} \in [10,90] \\ w_{r\phi_1}^{(in)} \in [-40,40] & w_{r\phi_2}^{(in)} \in [-180,50] & w_{r\phi_3}^{(in)} \in [-50,160] \\ w_{rM_{01}}^{(out)} = 0 & w_{rM_{12}}^{(out)} = 0 & w_{rM_{23}}^{(out)} = 0 \quad ; \quad \forall r \in A \end{array} \quad (27)$$

Während des Lernvorgangs beruht die Steuerung der Modellaktionen auf der Verknüpfung von Erfahrung und Zufall. D.h. die Werte der Steuerungsmomente $\mathbf{u} = (M_{01}, M_{12}, M_{23})$ in den Bewegungsgleichungen setzen sich zusammen aus den bereits gelernten Ausgangswerten $w_{r'}^{(out)}$ und aus zufällig gewählten Momenten η .

$$\mathbf{u} = \mathbf{w}_{r'}^{(out)} + \alpha \cdot \boldsymbol{\eta} \quad (28)$$

$$\boldsymbol{\eta} = (\eta_{M_{01}}, \eta_{M_{12}}, \eta_{M_{23}}) \quad (29)$$

Bei den Zufallsmomenten η_{M_i} handelt es sich um normalverteilte Zufallsvariable mit Mittelwert Null und einer Varianz in der Größenordnung der beim Menschen vorkommenden Gelenkmomente [3]. Der Parameter α reguliert den Einfluß der Zufallsmomente und damit das Maß an möglicher Aktionsvielfalt. Zu Beginn der Lernphase startet α mit dem Wert Eins und nimmt mit zunehmender Lernschrittzahl auf Null ab.

Bei jedem Zeitschritt t wird entschieden, ob die Modellaktion gut genug ist, um einen Lernschritt auszulösen. Um die Aufgabenstellung Aufstehen "gut" zu erfüllen, muß einerseits die Größe des Modells zunehmen, und andererseits sollte die x -Koordinate des Gesamtschwerpunktes möglichst über der x -Koordinate des Fußpunkts x_F liegen. Als Bewertungskriterien dienen deshalb die Koordinaten des Gesamtschwerpunktes $(x_S(t), z_S(t))$ vor und nach einem Zeitschritt. Eine geeignete Funktion zur Bewertung der z -Komponente ist:

$$R_z(t) = (z_{S_{max}} - z_S(t))^2 \quad (30)$$

mit $z_{S_{max}}$ als maximal erreichbarer Gesamtschwerpunktshöhe. Der Bewertungszuwachs ΔR_z von einem Zeitschritt zum nächsten ist dann:

$$\Delta R_z = R_z(t-1) - R_z(t) \quad (31)$$

Zur Bewertung der x -Komponente dient die Funktion:

$$R_x(t) = (x_F(t) - x_S(t))^2 \quad (32)$$

und der Bewertungszuwachs ΔR_x ergibt sich zu:

$$\Delta R_x = R_x(t-1) - R_x(t) \quad (33)$$

Nach jedem Zeitschritt werden die Bewertungszuwächse für das Neuron r' als mittlere Zuwächse $b_{r'z}$ und $b_{r'x}$ gespeichert. Ein Lernschritt erfolgt, a) wenn sowohl für ΔR_z als auch für ΔR_x Werte erzielt werden, welche die bereits gespeicherten Zuwächse für den Ort r' übertreffen, oder b) wenn einer der beiden Bewertungszuwächse seinen bereits gespeicherten Wert übertrifft, und der andere sich wenigstens nicht verschlechtert.

Zusammenfassend läßt sich der Lernprozeß durch folgenden Algorithmus beschreiben:

0. Initialisierung: (nur beim ersten Lernzyklus)

- a) Anfangsbelegung der Synapsenstärken $w_r^{(in)}$ mit gleichverteilten Zufallswerten in der Größenordnung der zu erwartenden Eingangssignale; $\forall r \in A$.
- b) Anfangsbelegung der Ausgangsgrößen $w_r^{(out)}$ mit dem Wert Null; $\forall r \in A$.
- c) Anfangsbelegung der bisher erzielten Bewertungszuwächse:
 $b_{r_z} = 0$ und $b_{r_x} = 0$; $\forall r \in A$.

1. Auswahl eines Eingangssignals v zum Zeitpunkt t .

2. Bestimmung des Erregungszentrums $r' \in A$, das dem aktuellen Systemzustand v zugeordnet ist mit der Bedingung:

$$\|w_{r'}^{(in)} - v\| = \min_r \|w_r^{(in)} - v\| \quad (34)$$

3. Bewertung:

- a) Berechnung der Bewertungszuwächse ΔR_z und ΔR_x gemäß (29) und (31):
- b) Vergleich der Bewertungszuwächse ΔR_z und ΔR_x mit den bisher erzielten Zuwächsen b_{r_z} und b_{r_x} für den Netzort r' :

if [$(\Delta R_z > b_{r_z})$ and $(\Delta R_x > b_{r_x})$]
 or [$(\Delta R_z > b_{r_z})$ and $(\Delta R_x \geq 0)$]
 or [$(\Delta R_z \geq 0)$ and $(\Delta R_x > b_{r_x})$] :

⇒ Steuerungsaktion u_{t-1} war *Gut* ; nach c) weiter mit Punkt 4.

else :

⇒ Steuerungsaktion u_{t-1} war *Schlecht* ; nach c) weiter mit Punkt 5.

- c) Aktualisieren der bisher erzielten Zuwächse b_{r_z} und b_{r_x} :

$$b_{r'_z}^{neu} = b_{r'_z}^{alt} + \gamma \cdot (\Delta R_z - b_{r'_z}^{alt}) \quad (35)$$

$$b_{r'_x}^{neu} = b_{r'_x}^{alt} + \gamma \cdot (\Delta R_x - b_{r'_x}^{alt}) \quad (36)$$

4. Lernschritte:

- a) Veränderung der Synapsenstärken $w_r^{(in)}$:

$$w_r^{(in)neu} = w_r^{(in)alt} + \epsilon h_{rr'} \cdot (v - w_r^{(in)alt}) \quad ; \forall r \in A \quad (37)$$

- b) Veränderung der Ausgangswerte $w_r^{(out)}$:

$$w_r^{(out)neu} = w_r^{(out)alt} + \epsilon' h_{rr'} \cdot (u - w_r^{(out)alt}) \quad ; \forall r \in A \quad (38)$$

5. Wahl der neuen Steuerungsaktion u zum Zeitpunkt t:

$$u = w_{r'}^{(out)} + \alpha \cdot \eta \quad (39)$$

6. Erhöhen des Zeitschrittzählers: $t = t + 1$

7. goto 1.

Für alle Parameter, deren Wert mit zunehmender Lernschrittzahl abnimmt, hat sich folgender Zusammenhang bewährt:

$$x(i_{lern}) = x_{anfang} \cdot \left[\frac{x_{ende}}{x_{anfang}} \right]^{\left(\frac{i_{lern}}{i_{max}} \right)} \quad (40)$$

Dabei bezeichnen i_{lern} die aktuelle und i_{max} die maximale Zahl der Lernschritte. Für x muß der entsprechende Parameter eingesetzt werden. x_{anfang} steht für den Parameterwert zu Beginn des Lernvorgangs und x_{ende} für den angestrebten Endwert.

Um eine Simulation in einer, für die Aufgabenstellung, aussichtslosen Situation zu beenden werden *Abbruchbedingungen* eingesetzt. Ein Rechenlauf wird zum Beispiel immer beendet, wenn das Modell umkippt, d.h. wenn die x-Koordinate des Gesamtschwerpunkts außerhalb einer angenommenen Fußfläche liegt. Weitere Abbruchkriterien sind: Kopf tiefer als Hüfte, Hüfte tiefer als Knie, Hüfte oder Kopf haben Bodenkontakt, Füße heben vom Boden ab, Knöchelwinkel größer als 90 Grad, Kopfhöhe nimmt ab, Gesamtschwerpunktshöhe nimmt ab.

Einige dieser Abbruchbedingungen dienen gleichzeitig als *globale Bewertungskriterien*. Je nach Art des Simulationsabbruches nämlich, werden im aktuellen Zyklus alle bis dahin gemachten Lernschritte wieder verworfen, zum Beispiel bei "Kopf tiefer als Hüfte". Im Gegensatz dazu sind die im bisherigen Lernverfahren beschriebenen Bewertungsfunktionen eher *lokaler* Natur, da sie jeweils nur einzelne Zeitschritte beurteilen.

Ein wichtiges globales Bewertungskriterium befaßt sich mit der Stärke der eingesetzten Momente. Durch stetige lokale Bewertungsverbesserungen "motiviert", würde das Modell im Laufe der Zeit mit immer größeren Gelenkmomenten immer schneller aufstehen lernen. Um zu verhindern, daß so aus dem Aufstehvorgang ein "Standhochsprung" wird, findet eine *Energiebewertung* statt: Zu jedem Zeitschritt wird die Differenz der potentiellen Energie zwischen aktueller und angestrebter Gesamtschwerpunktshöhe berechnet. Wenn nun im Laufe der Aufstehbewegung die kinetische Energie des Modells so groß wird, daß damit die verbleibende potentielle Energiedifferenz überwunden werden kann, werden die Gelenkmomente gleich Null gesetzt, und der Gesamtschwerpunkt bewegt sich für den Rest der Aufstehphase

ballistisch. Der Gesamtschwerpunkt wird sozusagen "hochgeworfen", wobei der Fußpunkt weiterhin den Boden berührt. Dadurch wird erreicht, daß das System nicht über das (Lern-) Ziel hinausschießen kann. Lernschritte sind grundsätzlich nur während der nichtballistischen *Abdruckphase* möglich und werden nur dann endgültig im Neuronengitter gespeichert, wenn die am Ende des Aufstehvorgangs erreichte Kopfhöhe (global) besser bewertet wird als in den vorangegangenen Zyklen.

4.1.4 Simulation und Ergebnisse

Simuliert wird das Erlernen des Aufstehens eines menschlichen Körpers aus der Hocke. Ausgangspunkt der Simulation ist die schon erwähnte Hockstellung mit den Koordinatenwinkeln $\Phi_1 = 75$ Grad, $\Phi_2 = 175$ Grad und $\Phi_3 = 14$ Grad (siehe Abb 4.2). Das entspricht einem Gelenkwinkel von 80 Grad zwischen Unterschenkel und Oberschenkel und einem Gelenkwinkel von 19 Grad zwischen Oberschenkel und Rumpf. Zwar würde ein Mensch (der schon aufstehen kann) sich auf Fußballen und Zehen balancierend niederlassen, um anschließend nach hinten über die Fußsohle abrollend aufzustehen. Doch das eingesetzte Dreigliedermodell hat weder Fuß noch Zehen, und die Bodenreaktionskraft kann während des gesamten Aufstehvorgangs ausschließlich an einem Punkt, dem Fußpunkt, angreifen. Um den-

noch einen Vergleich zum natürlichen Vorgang zu haben, stelle man sich einen Menschen vor, der sich auf Skiern aus der "Schußfahrtstellung" heraus aufrichtet, und dessen Fußsohlen dabei immer parallel zum Boden bleiben. Die Anfangskonstellation der Gelenkwinkel wird so gewählt, daß der Gesamtschwerpunkt des Modells in etwa über dem Fußpunkt liegt. Der Wert des Winkels zwischen Unterschenkel und Bodenniveau liegt innerhalb des Grenzbereichs für den Knöchelwinkel. Bei Beobachtungen an Testpersonen wurde festgestellt, daß Einnahme und Beibehaltung der beschriebenen Hockstellung ein aktives Einbeziehen des Köchelgelenkwidestandes erfordert. Bei Beginn der Simulation wirkt deshalb im Knöchelgelenk schon ein Begrenzungsmoment, das einer Verkleinerung des Winkels Φ_1 entgegen gerichtet ist.

Nach dem Start des Simulationslaufes am Computer kann es zunächst einige Zeit dauern, bis die zufällig gewählten Momente in Knöchel-, Knie- und Hüftgelenk eine erste, mit "gut" bewertbare Steuerungsaktion hervorbringen. Die begonnenen Lernzyklen brechen dann meist schon nach dem ersten Schritt wieder ab. Ist jedoch im Neuronengitter nach den ersten 10 bis 20 Lernschritten schon eine Grobstruktur entstanden, tritt bald eine positive Folge immer länger werdender Zyklen auf, und die Anzahl der Lernschritte wächst stetig. Diese Phase bildet den Mittelteil der Simulation. Die Bahn des Gesamtschwerpunktes verläuft mehr und mehr vertikal nach oben und in einer Linie mit dem Fußpunkt. Jeder Lernzyklus wird abgebrochen, wenn das "Aufsteh"-Ziel erreicht ist; d.h. wenn die Kopfhöhe des Modells nach Überschreiten eines Maximums wieder abnimmt, oder wenn der Knöchelwinkel größer als 90 Grad wird. Ein Erlernen des *Stehenbleibens* nach dem Aufstehen ist nicht Gegenstand der Simulation.

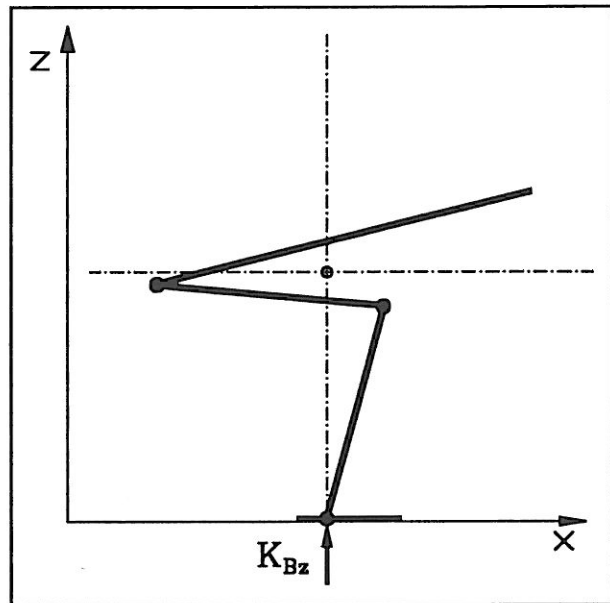


Abb 4.2: Hockstellung; Startposition der Simulation. Eingezeichnet ist der Gesamtschwerpunkt des Modells.

Nähert sich die Zahl der Lernschritte dem vorgegebenen Maximalwert, so ist eine sättigungsähnliche Verlangsamung des Lernprozesses zu beobachten. Das Modell durchläuft nun wieder und wieder den kompletten Aufstehvorgang und kann sich kaum noch verbessern. Der jetzt nur noch schwache Einfluß der Zufallsmomente verringert sich mit jedem weiteren Lernschritt, bis die Steuerungsaktionen u fast nur noch aus den gespeicherten Ausgangswerten $w_r^{(out)}$ der Merkmalskarte bestehen.

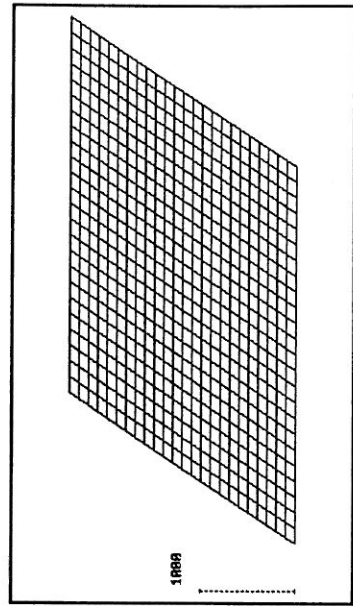
Die maximale Anzahl der Lernschritte i_{max} wird zu Beginn der Simulation vorgegeben. Im Gegensatz zu den Angaben in anderen Arbeiten konnte i_{max} zur Erlernung der Steuerungsaufgabe sehr niedrig angesetzt werden. Bei Ritter [6] werden zur Steuerung eines Roboterarms 10 000 Lernschritte eingesetzt, und bei Tavan [7] wird über eine Faustformel gar ein Wert von über 100 000 Lernschritten empfohlen. Bei der in vorliegender Arbeit beschriebenen Lernsimulation erwies sich eine maximale Zahl von 1000 Lernschritten als ausreichend.

Die Abbildungen 4.3 bis 4.6 verdeutlichen, was beim Lernvorgang im Kohonennetz geschieht. Um die verschiedenen Kartenmerkmale darstellen zu können, sind die einzelnen Synapsenstärken und Ausgangswerte jeweils in separaten Netzebenen über- bzw. nebeneinander abgebildet. Aus den zu Beginn der Simulation zufällig verteilten Werten für die Winkel und Winkelgeschwindigkeiten (Abb 4.3) entwickelt sich bis zum Ende des Lernprozesses eine Struktur, die der Häufigkeit der Eingangssignalkomponenten entspricht. Bei den anfänglich mit Null vorbelegten Ausgangswerten für die Gelenkmomente bilden sich positive Werte für das Hüftmoment und überwiegend negative Werte für das Knie- und das Knöchelmoment heraus. (Anm.: Bezogen auf die (x,z)-Ebene, wirken negative Momente im Uhrzeigersinn). Die Abbildungen 4.4 bis 4.6 zeigen die Ergebnisse von Simulationen, die mit unterschiedlich starken Knöchelwinkelbegrenzungsmomenten gestartet wurden. Je weiter das Knöchelgelenk zu Beginn in seinen Anschlagbereich gedrückt wird, desto kraftvoller und kürzer entwickelt sich die nichtballistische Abdrückphase des Aufstehvorgangs.

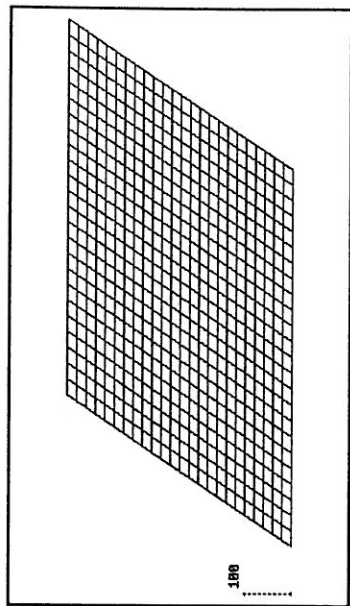
Abbildung 4.4 zeigt das Ergebnis einer Simulation, bei deren Start das Knöchelgelenk so tief wie möglich in seinen Anschlag gedrückt wurde. Das hat zur Folge, daß gleich zu Beginn der Bewegung ein sehr starkes positives Knöchelwinkelbegrenzungsmoment wirkt. Gestützt durch diesen "Anschlag", werden die aktiven Momente in Knöchel-, Knie- und Hüftgelenk alle zur direkten Vergrößerung der Körperwinkel eingesetzt, und die Abdrückphase ist stark und kurz.

In Abbildung 4.5 liegt dem Simulationsergebnis ein etwas weniger starkes Knöchelwinkelbegrenzungsmoment bei der Startposition zugrunde. Die aktiven Gelenkmomente werden hier nicht mehr alle gleichzeitig zur Winkelvergrößerung benützt. Das Hüftmoment entwickelt sich nicht so stark; das Knöchelmoment drückt leicht in Richtung Gelenkansschlag; und das Kniemoment wird variabel eingesetzt.

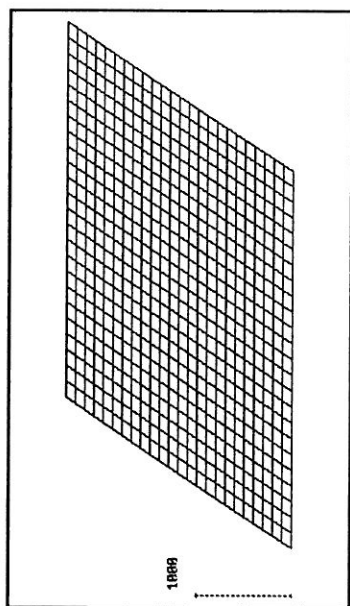
Noch schwächer, aber ungleich Null, war das Knöchelwinkelbegrenzungsmoment zu Beginn der Simulation in Abbildung 4.6. Das Knöchelmoment drückt den Unterschenkel nun stark nach vorne in Richtung Anschlag. Gegen Ende der Abdrückphase wird das Kniemoment leicht positiv, und das Hüftmoment fällt ab. Aus den ansteigenden Werten in der Hüftwinkelkarte ist ersichtlich, daß die Lernphase nun schon einen deutlich größeren Teil des Aufstehvorgangs umfaßt.



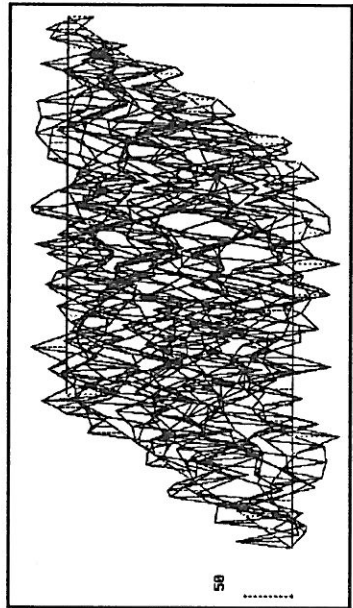
Knöchelmoment in Nm



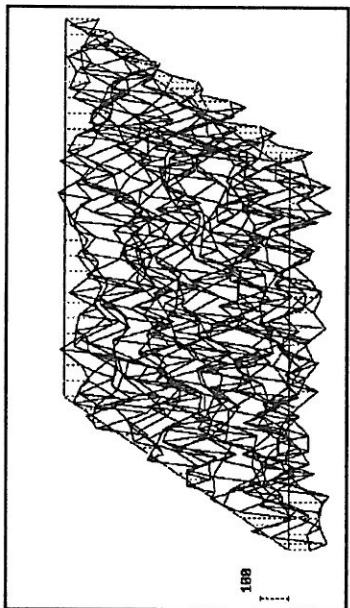
Knieoment in Nm



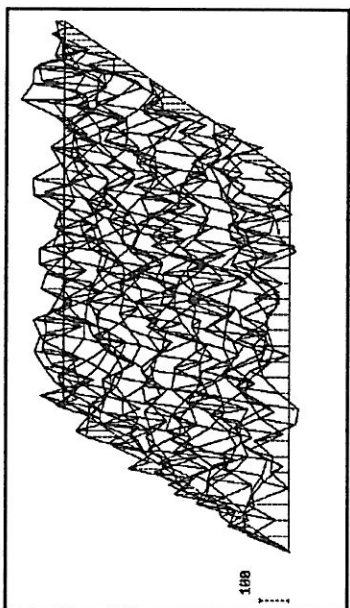
Hüftmoment in Nm



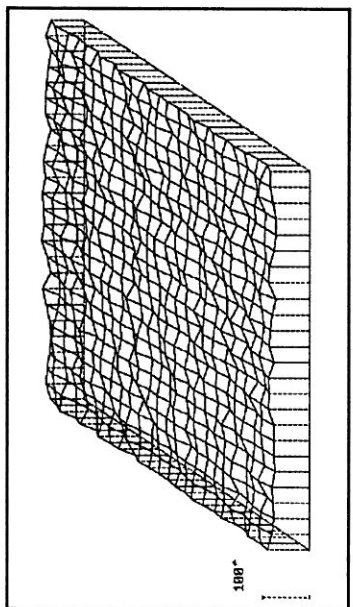
Knöchelwinkelgeschwindigkeit in Grad/s



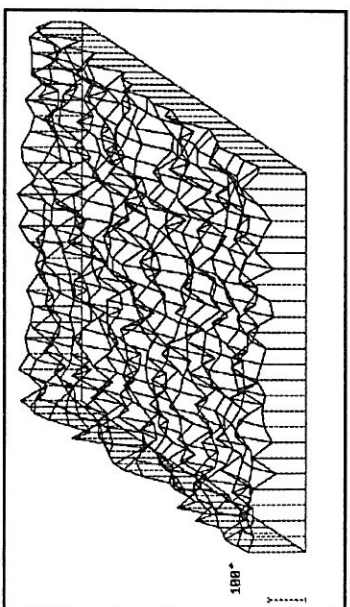
Kniewinkelgeschwindigkeit in Grad/s



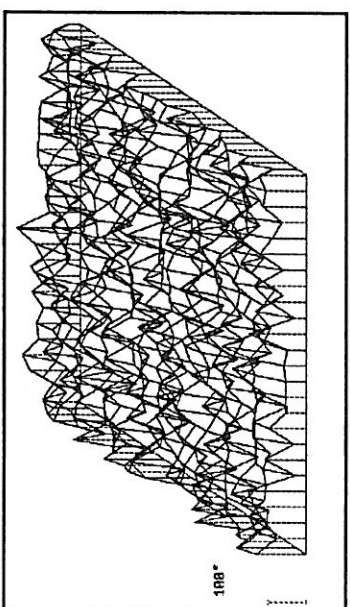
Hüftwinkelgeschwindigkeit in Grad/s



Knöchelwinkel in Grad

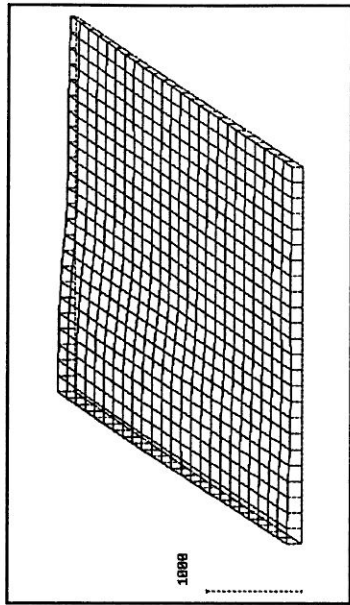


Kniewinkel in Grad

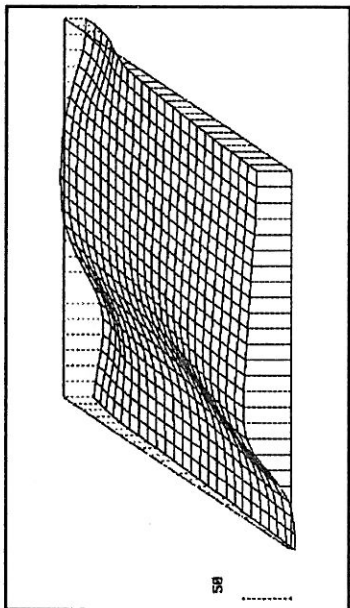


Hüftwinkel in Grad

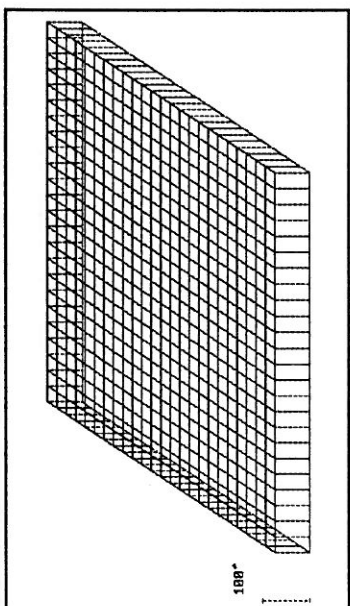
Abb 4.3: Darstellung der Anfangswertverteilung einer Kohonen-Karte in mehreren Netzebenen. Gleiche Gitterpunkte gehören jeweils zu ein und demselben Neuron. Kniewinkel = Winkel zwischen Unterschenkel und Oberschenkel, Hüftwinkel = Winkel zwischen Oberschenkel und Rumpf. Links und Mitte: Synapsenstärken; Rechts: Ausgangswerte.



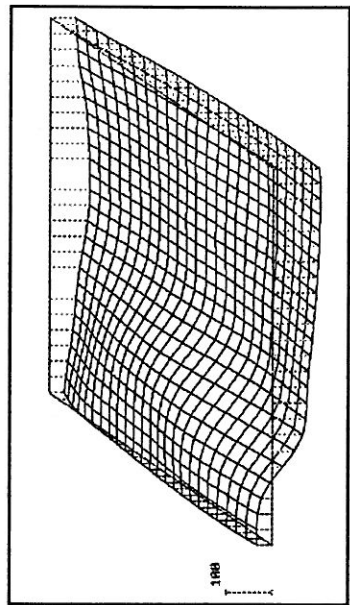
Knöchelwinkel in Grad



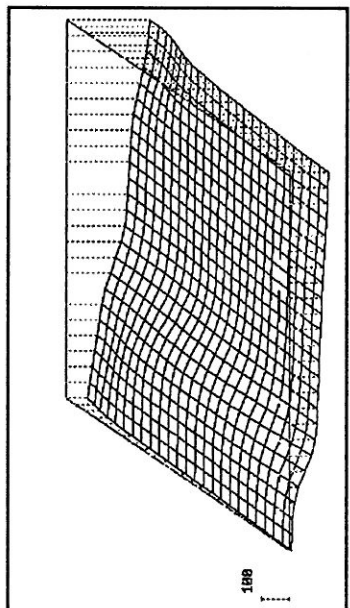
Knöchelwinkelgeschwindigkeit in Grad/s



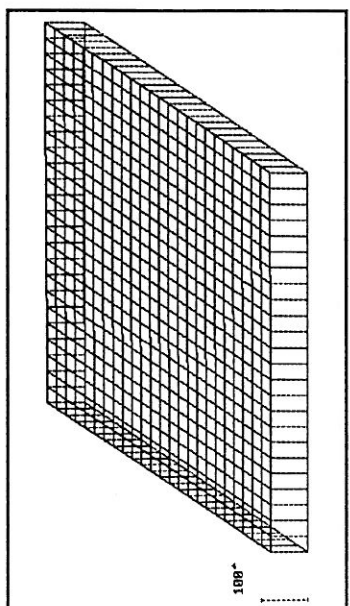
Knöchelmoment in Nm



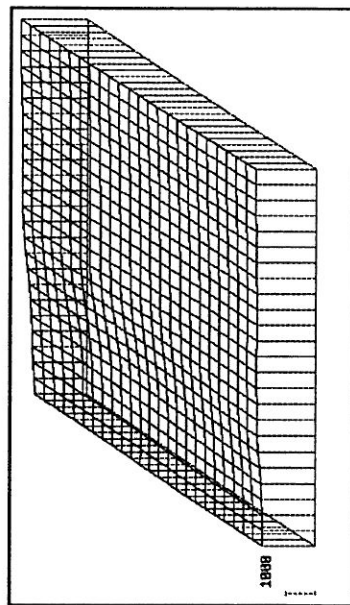
Kniewinkel in Grad



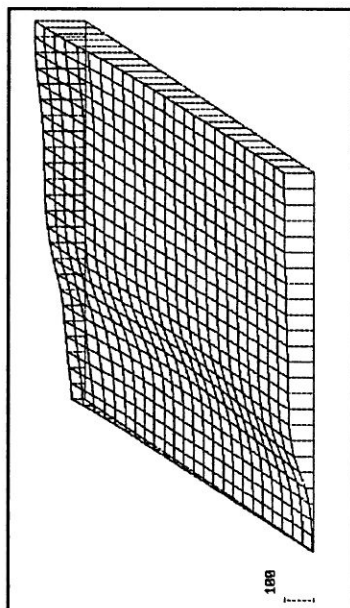
Kniewinkelgeschwindigkeit in Grad/s



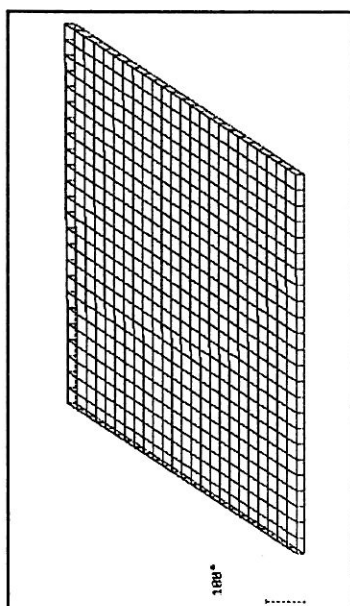
Kniewmoment in Nm



Hüftwinkel in Grad

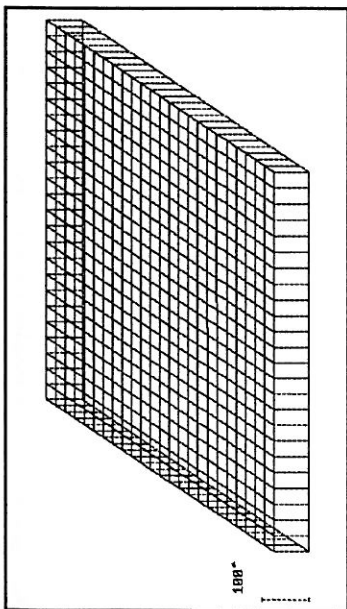


Hüftwinkelgeschwindigkeit in Grad/s

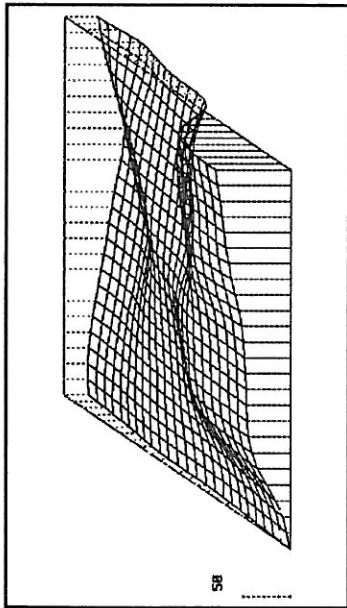


Hüftmoment in Nm

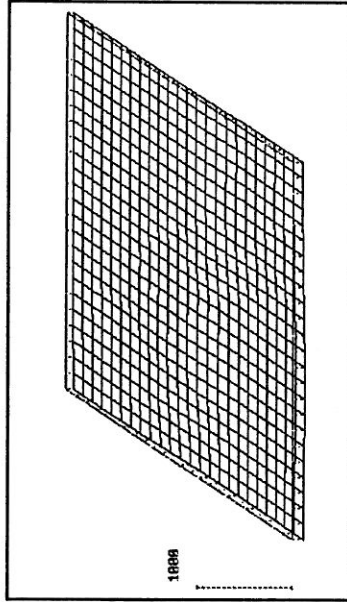
Abb 4.4: Darstellung der gelernten Merkmale einer Kohonen-Karte in mehreren Netzebenen. Gleiche Gitterpunkte gehören jeweils zu ein und demselben Neuron. Kniewinkel = Winkel zwischen Unterschenkel und Oberschenkel. Hüftwinkel = Winkel zwischen Oberschenkel und Rumpf. Links und Mitte: Synapsenstärken; Rechts: Ausgangswerte. Kurze und starke Abdrückphase während der Simulation.



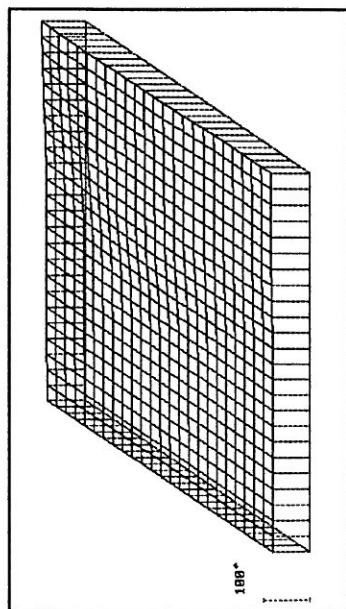
Knöchelwinkel in Grad



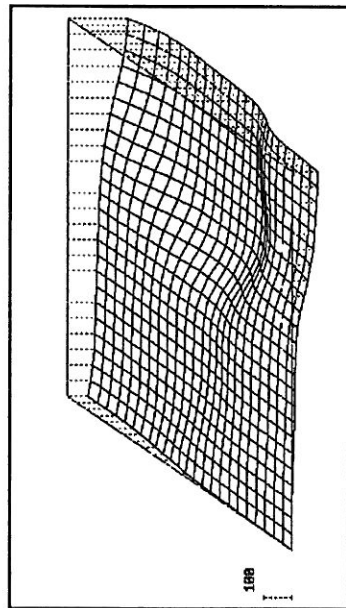
Knöchelwinkelgeschwindigkeit in Grad/s



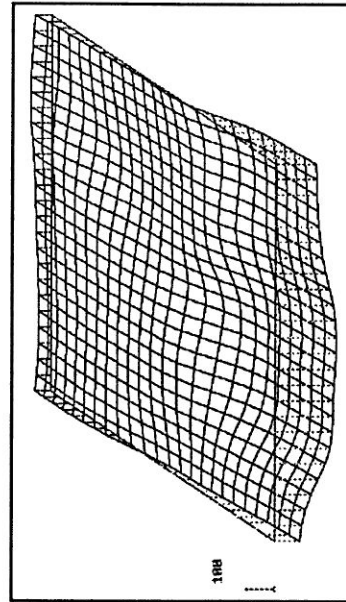
Knöchelmoment in Nm



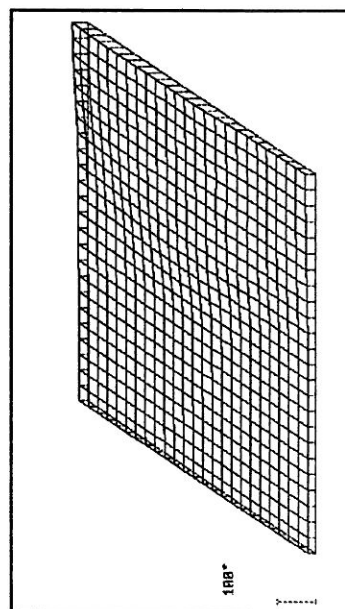
Kniewinkel in Grad



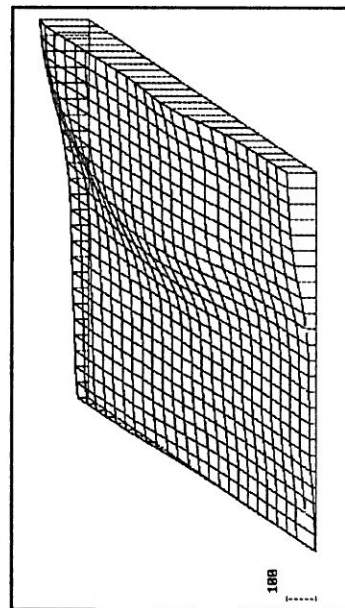
Kniewinkelgeschwindigkeit in Grad/s



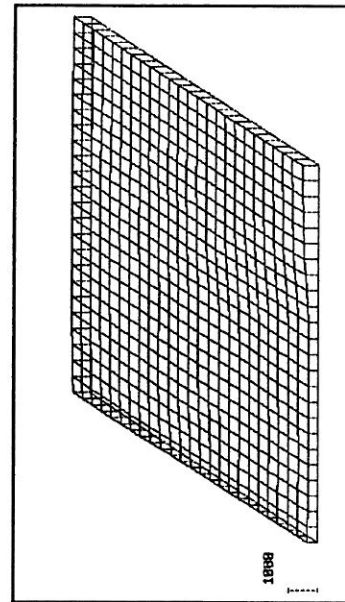
Kniemoment in Nm



Hüftwinkel in Grad

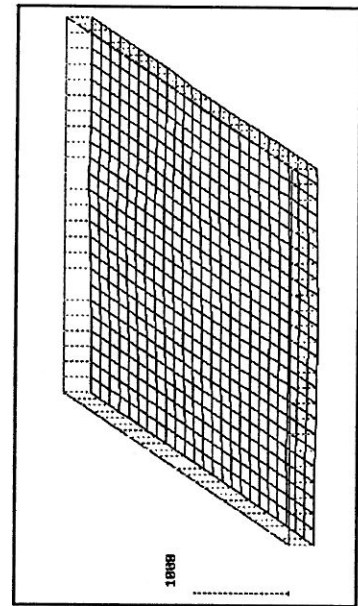


Hüftwinkelgeschwindigkeit in Grad/s

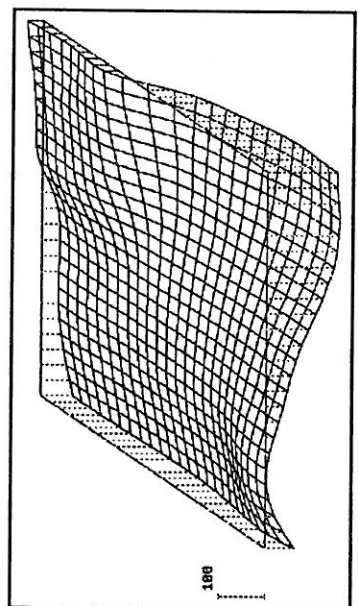


Hüftmoment in Nm

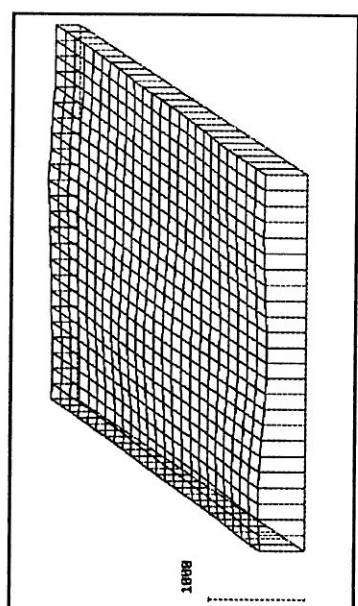
Abb 4.5: Darstellung der gelernten Merkmale einer Kohonen-Karte in mehreren Netzebenen. Gleiche Gitterpunkte gehören jeweils zu ein und demselben Neuron. Kniewinkel = Winkel zwischen Unterschenkel und Oberschenkel. Hüftwinkel = Winkel zwischen Oberschenkel und Rumpf. Links und Mitte: Synapsenstärken; Rechts: Ausgangswerte. Mittelstarke Abdruckphase während der Simulation.



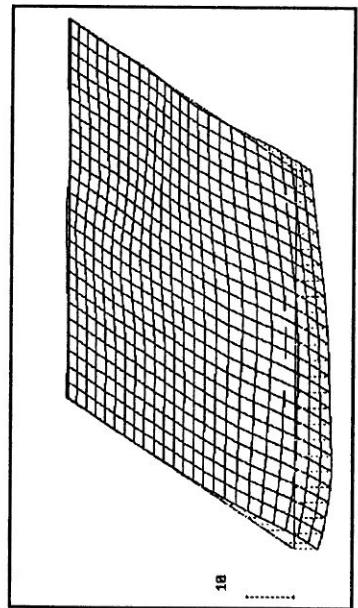
Knöchelmoment in Nm



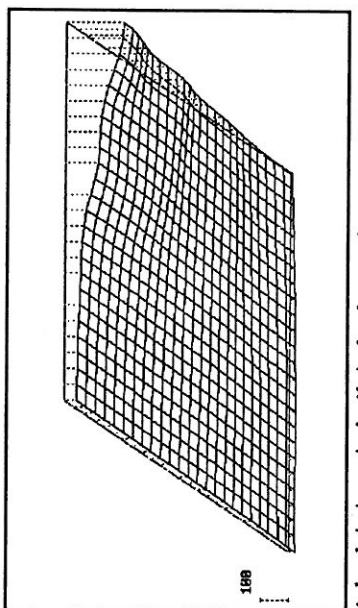
Knienmoment in Nm



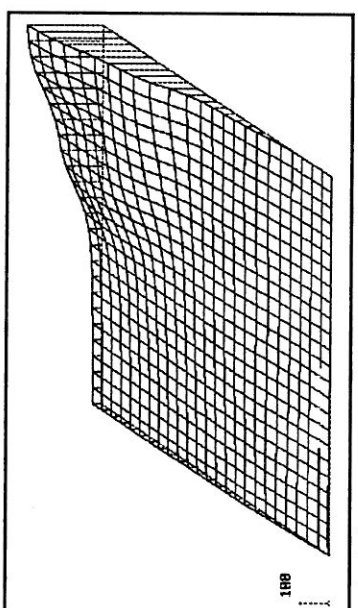
Hüftmoment in Nm



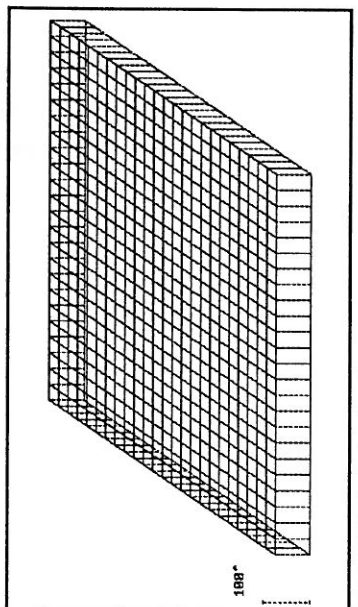
Knöchelwinkelgeschwindigkeit in Grad/s



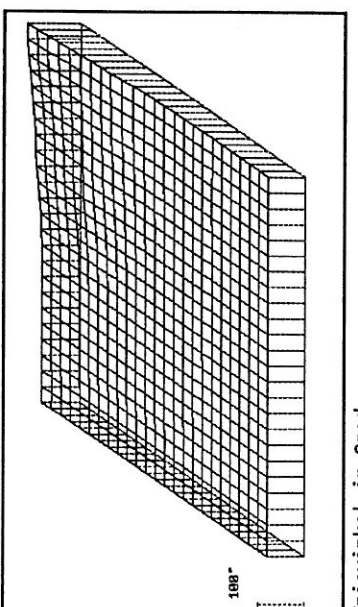
Kniewinkelgeschwindigkeit in Grad/s



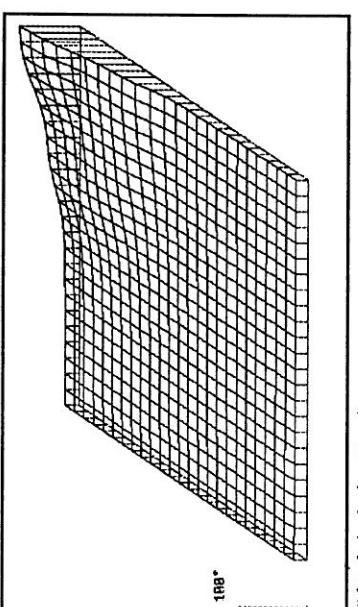
Hüftwinkelgeschwindigkeit in Grad/s



Knöchelwinkel in Grad



Kniewinkel in Grad



Hüftwinkel in Grad

Abb 4-6: Darstellung der gelernten Merkmale einer Kohonen-Karte in mehreren Netzebenen. Gleiche Gitterpunkte gehören jeweils zu ein und demselben Neuron.
 Kniewinkel = Winkel zwischen Unterschenkel und Oberschenkel. Hüftwinkel = Winkel zwischen Oberschenkel und Rumpf.
 Links und Mitte: Synapsenstärken; Rechts: Ausgangswerte. Lange und schwache Abdrückphase während der Simulation.

Die globale Energiebewertung während des Lernvorgangs (siehe Kap. 4.1.3) bewirkt die Abschaltung der aktiven Gelenkmomente zu dem Zeitpunkt, an dem die kinetische Energie des Modells groß genug ist, um damit die verbleibende Differenz an potentieller Energie zu überwinden. Wohl am deutlichsten wirkt sich das Nullsetzen der Gelenkmomente auf den Verlauf der Bodenreaktionskraft aus. Sobald nämlich die Energiebedingung erfüllt ist, drückt sich das Modell nicht mehr vom Boden ab, und die Bodenreaktionskraft sinkt auf einen Bruchteil des Körpergewichtes.

Die Abbildungen 4.7 bis 4.9 zeigen wieder die Ergebnisse der Simulationsläufe mit starker, mittelstarker und schwacher Abdrückphase. Im oberen Teil der Bilder ist der zeitliche Verlauf von x- und z-Komponente der Bodenreaktionskraft K_B wiedergegeben. Der Kraftmaßstab bezieht sich auf das Körpergewicht, und die unterbrochene, horizontale Linie markiert den Wert "1". Der untere Teil der Abbildungen zeigt die zeitliche Entwicklung von kinetischer Energie E_{kin} und aktueller potentieller Energiedifferenz ΔE_{pot} jeweils zusammen in einem Schaubild.

Die kurze und starke Abdrückphase in Abbildung 4.7 zeichnet sich aus durch extrem hohe Werte für K_{Bz} und K_{Bx} und durch ein schnelles Ansteigen der kinetischen Energie. E_{kin} erreicht früh den Wert der potentiellen Energiedifferenz ΔE_{pot} und nimmt nach Abschalten der Gelenkmomente zusammen mit ΔE_{pot} wieder auf Null ab. Der gesamte Aufstehvorgang dauert nur 0.38 Sekunden und besteht zu 90 Prozent aus der ballistischen *Flugphase* des Gesamtschwerpunkts.

Die Komponenten der Bodenreaktionskraft in Abbildung 4.8 sind bereits wesentlich schwächer ausgebildet (beachte Abbildungsmaßstab). Der Gesamtschwerpunkt wird nicht mehr so stark beschleunigt und die kinetische Energie verläuft weniger steil. Das führt zu einer mittelstarken Abdrückphase, die 35 Prozent des gesamten Aufstehvorgangs ausmacht.

Flach verläuft die kinetische Energie bei der schwachen und langen Abdrückphase in Abbildung 4.9. Die Gelenkmomente können erst abgeschaltet werden, nachdem bereits 58 Prozent des Aufstehens absolviert sind. Der zurückhaltende Einsatz der Momente führt bei der z-Komponente der Bodenreaktionskraft zu Werten, die meist unter dem doppelten Körpergewicht liegen, und auch die x-Komponente nimmt sehr kleine Werte an. Letzteres Simulationsergebnis wird in nachfolgendem Kapitel zum Vergleich mit dem natürlichen Aufstehverhalten herangezogen.

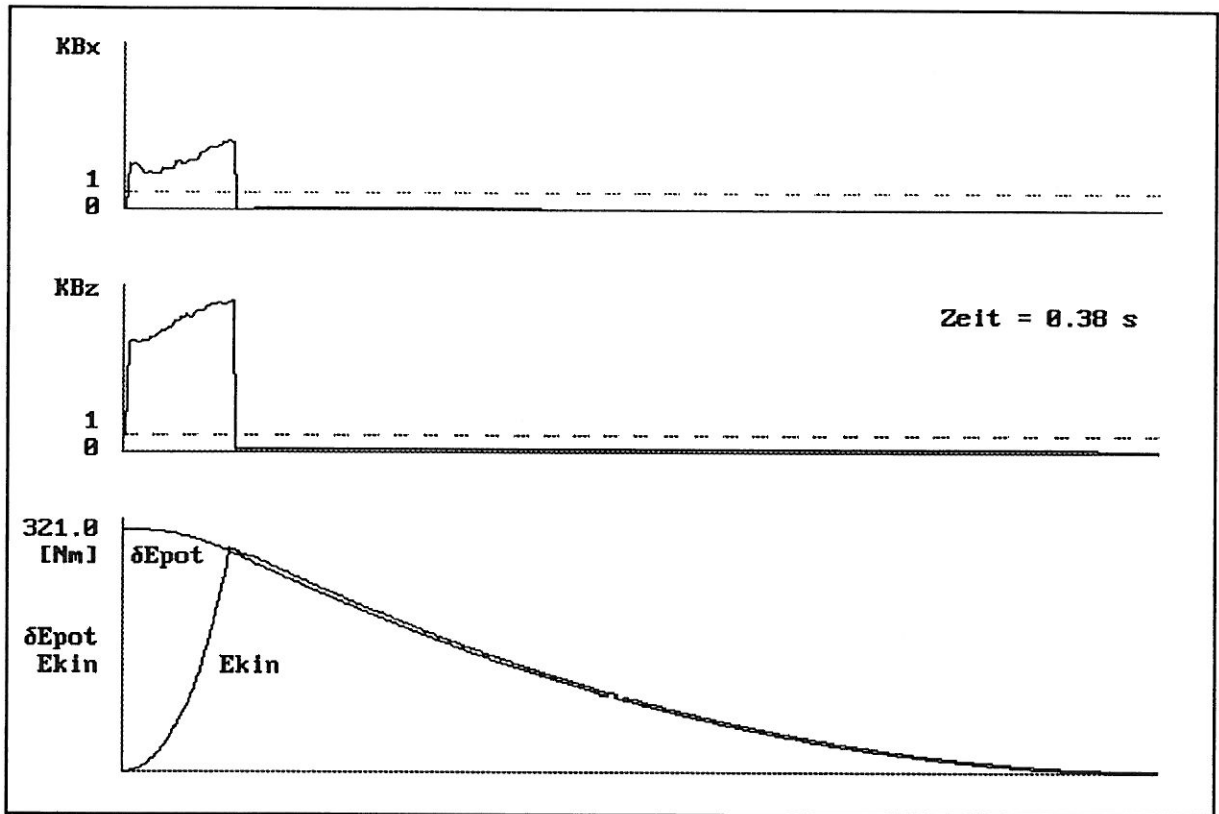


Abb 4.7: Zeitlicher Verlauf der Bodenreaktionskraftkomponenten, der Kinetischen Energie und der Differenz an Potentieller Energie bei kurzer, starker Abdrückphase.

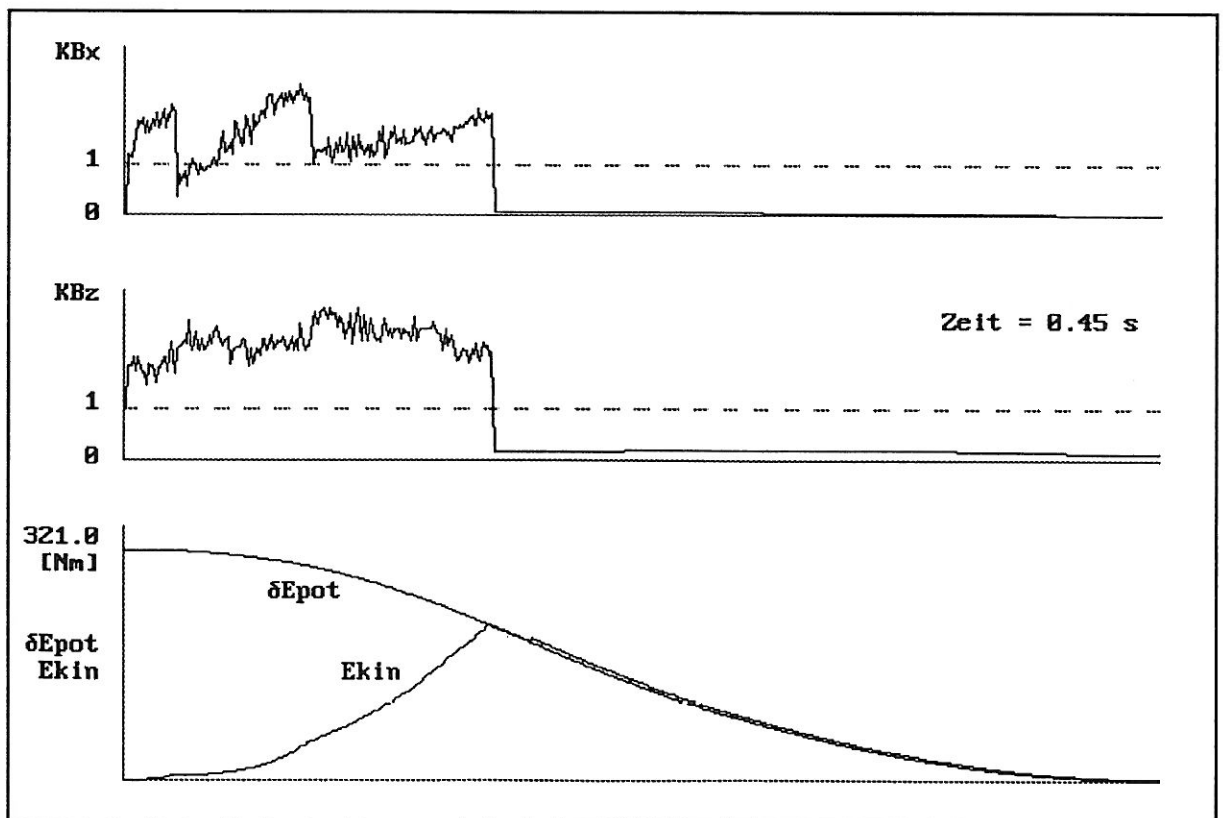


Abb 4.8: Zeitlicher Verlauf der Bodenreaktionskraftkomponenten, der Kinetischen Energie und der Differenz an Potentieller Energie bei mittelstarker Abdrückphase.

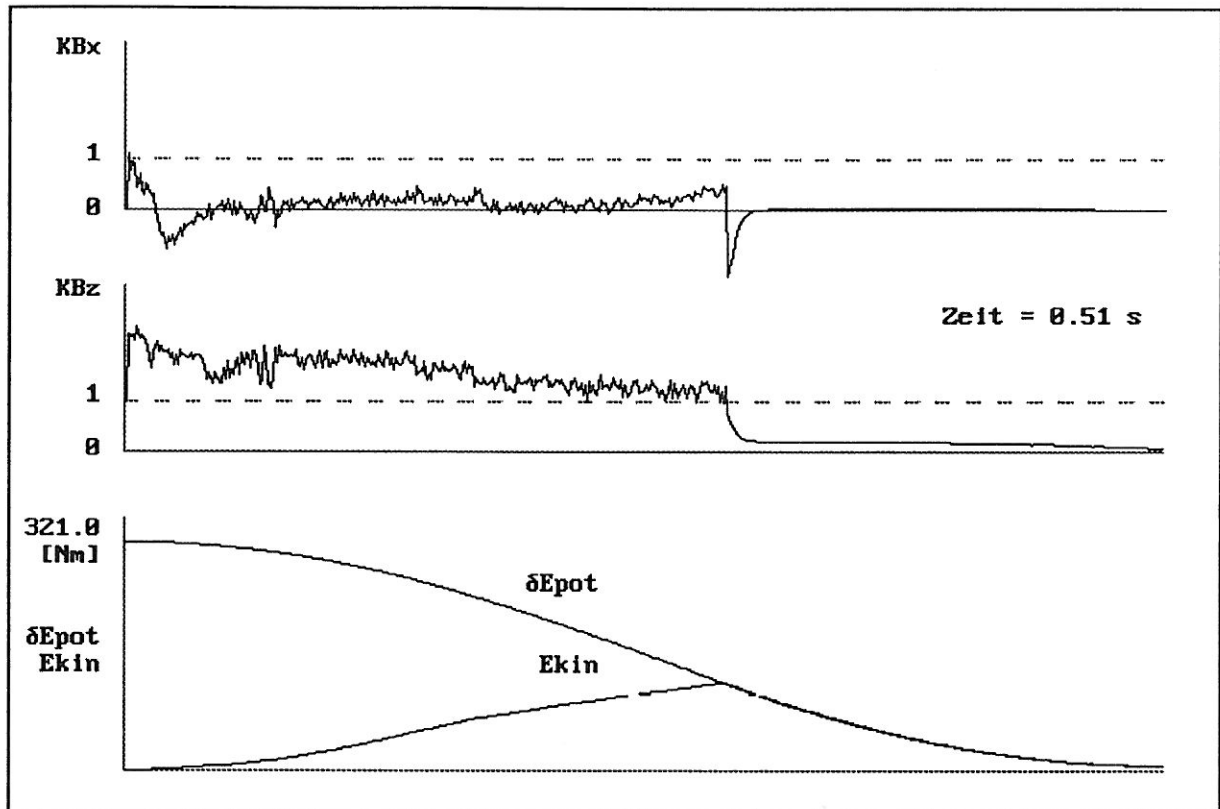


Abb 4.9: Zeitlicher Verlauf der Bodenreaktionskraftkomponenten, der Kinetischen Energie und der Differenz an Potentieller Energie bei schwacher und entsprechend langer Abdrückphase.

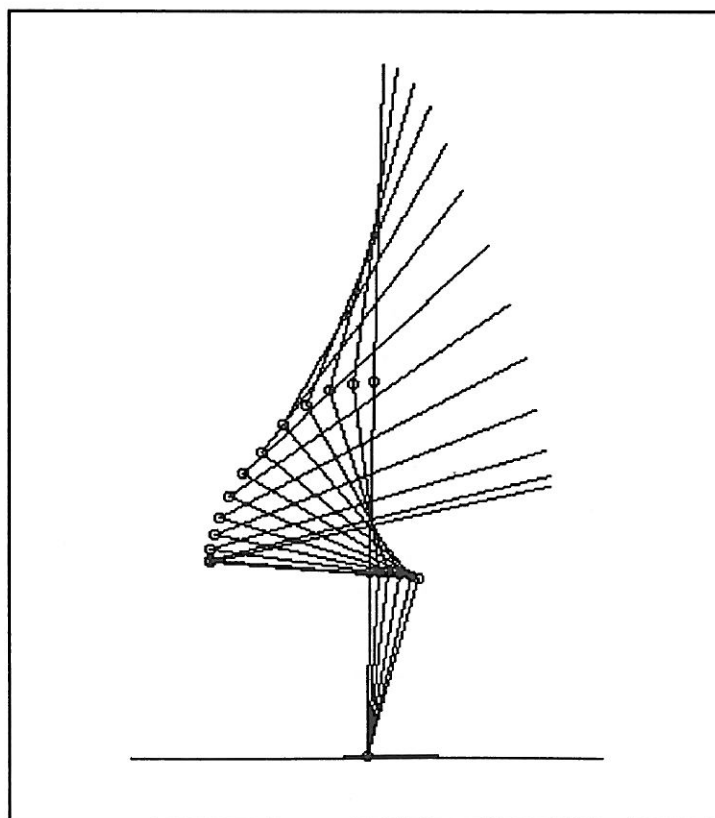


Abb 4.10: Simulierte Aufstehbewegung des Dreigliedermodells. Stroboskopische Darstellung.

4.1.5 Vergleich zwischen simuliertem und natürlichem Aufstehverhalten

Das Gesamtmodell aus mechanischem Dreikörpersystem und neuronaler Merkmalskarte hat die Aufgabenstellung *Lernen des Aufstehens aus der Hocke* erfüllt. Von besonderem Interesse ist nun, inwieweit der vom Modell "erfundene" Bewegungsablauf dem menschlichen Aufstehverhalten entspricht.

Die wohl charakteristischste Größe zur qualitativen Beschreibung des Aufstehvorganges ist die Bodenreaktionskraft K_B . Damit Modell und Mensch bei ihren Aktionen einen festen Untergrund zur Verfügung haben, muß die Bodenreaktionskraft stets so groß und so gerichtet sein, daß der Fußpunkt (vgl. Kap 4.1) nicht in den Boden einsinkt oder wegrutscht. Der zeitliche Verlauf der Komponenten K_{Bz} und K_{Bx} gibt Aufschluß über Höhe, Zeitpunkt und Gleichmäßigkeit der eingesetzten "Körperkräfte". In der Modellsimulation werden die Bodenreaktionskraftkomponenten zusammen mit den Bewegungsgleichungen für jeden Zeitschritt berechnet und ausgewertet.

Zur Untersuchung des Bodenreaktionskraftverlaufes beim *menschlichen Aufstehverhalten* wurden Experimente mit einer *Kraftmeßplatte* durchgeführt. Dabei handelt es sich um eine in den Boden eingelassene, circa 40×50 Zentimeter große, auf Piezokristallen ruhende Metallplatte, die über Meßverstärker an einen Auswertungscomputer angeschlossen ist. Gemessen wurde die Belastung der Platte in senkrechter Richtung nach unten (z -Richtung) und in Vorwärts-Rückwärts- (x -)Richtung. Als Zeitauflösung wurde eine Abtastrate von 1000 Hz gewählt, was der Zeitschrittweite von 1 Millisekunde bei der Simulation entspricht. Startposition und Durchführung der Aufstehbewegungen entsprachen den eingeschränkten Fähigkeiten des Simulationsmodells: Die Hände wurden auf dem Rücken verschränkt, und die Fußsohlen mußten während des Aufstehens parallel zum Boden bleiben. Mit Hilfe von Testpersonen konnte so in mehreren Versuchsreihen ein für den Aufstehvorgang typischer Bodenreaktionskraftverlauf bestimmt werden.

Die Abbildungen 4.11a und 4.11b zeigen die Bodenreaktionskraftverläufe von Simulation und Experiment im Vergleich. In jeder der beiden Abbildungen ist jeweils die obere Kurve die x -Komponente K_{Bx} und die untere die Kurve die z -Komponente K_{Bz} . Dargestellt ist immer der komplette Aufstehvorgang ohne die anschließende Standphase. Der augenfälligste Unterschied zwischen den beiden Abbildungen ist der verschwindend geringe Anteil der x -Komponente bei der menschlichen Aufstehbewegung. Zwar schwankt K_{Bx} auch bei der Modellrechnung immer um die Nulllinie, aber mit Beträgen bis zur Größenordnung des Körpergewichtes. Auffallend ist weiterhin der "zittrige" Verlauf der Simulationslinie im Vergleich zur glatten, stetigen Meßkurve. Ansonsten weisen die Kraftverläufe von Mensch und Modell eine grundsätzliche Ähnlichkeit auf. Es existiert bei beiden eine *Abdrückphase* ($K_{Bz} > 1$), bei der die Bodenreaktionskraft das Eineinhalb- bis Zweifache des Eigengewichts beträgt, und eine Art *Flugphase* ($K_{Bz} < 1$), mit einer Bodenbelastung von nur einem Bruchteil des Körpergewichtes. Sowohl Mensch als auch Modell drücken sich zu Beginn der Abdrückphase stärker vom Boden ab als am Ende. Insgesamt ist die Abdrückphase beim Menschen länger und verläuft flacher als beim Modell. Auch der Übergang zur Flugphase erfolgt beim natürlichen Aufstehen nicht so abrupt wie in der Simulation.

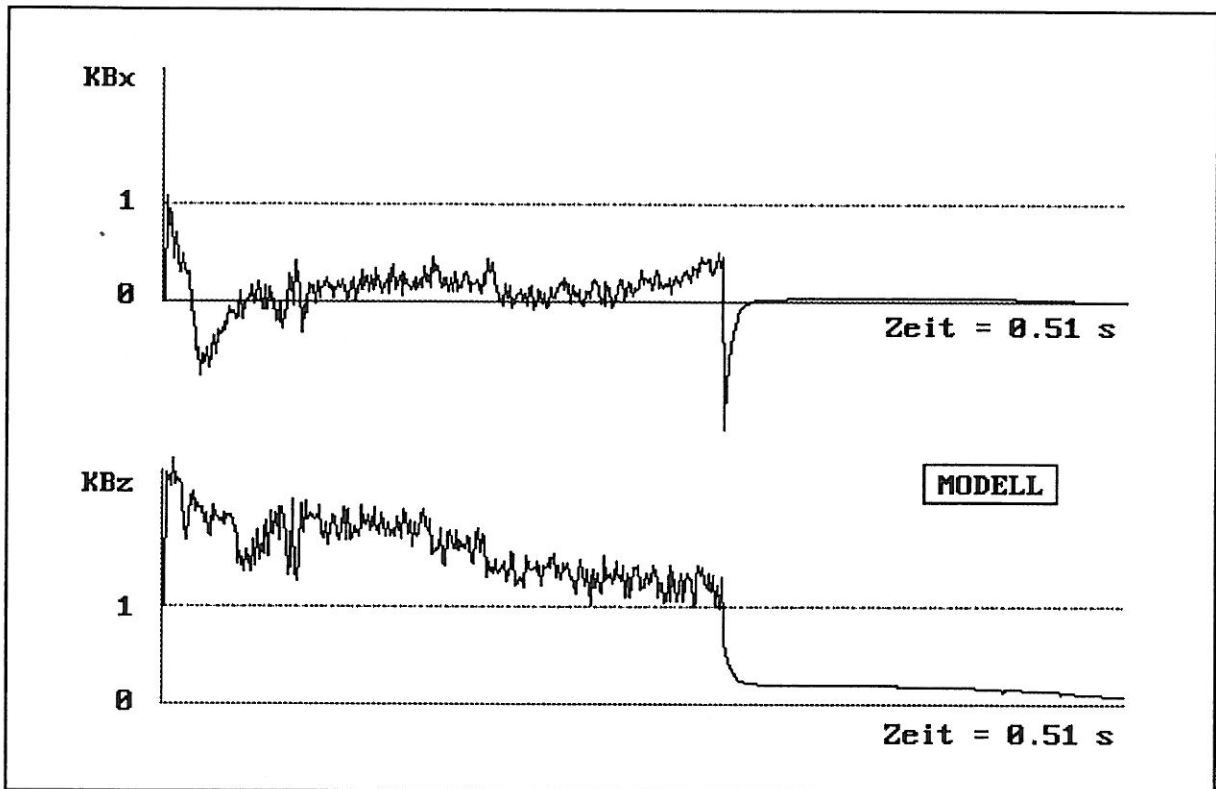


Abb 4.11a: Zeitlicher Verlauf von x- und z-Komponente der Bodenreaktionskraft bezogen auf das Körpergewicht. Dargestellt ist das Ergebnis einer Simulationsrechnung.

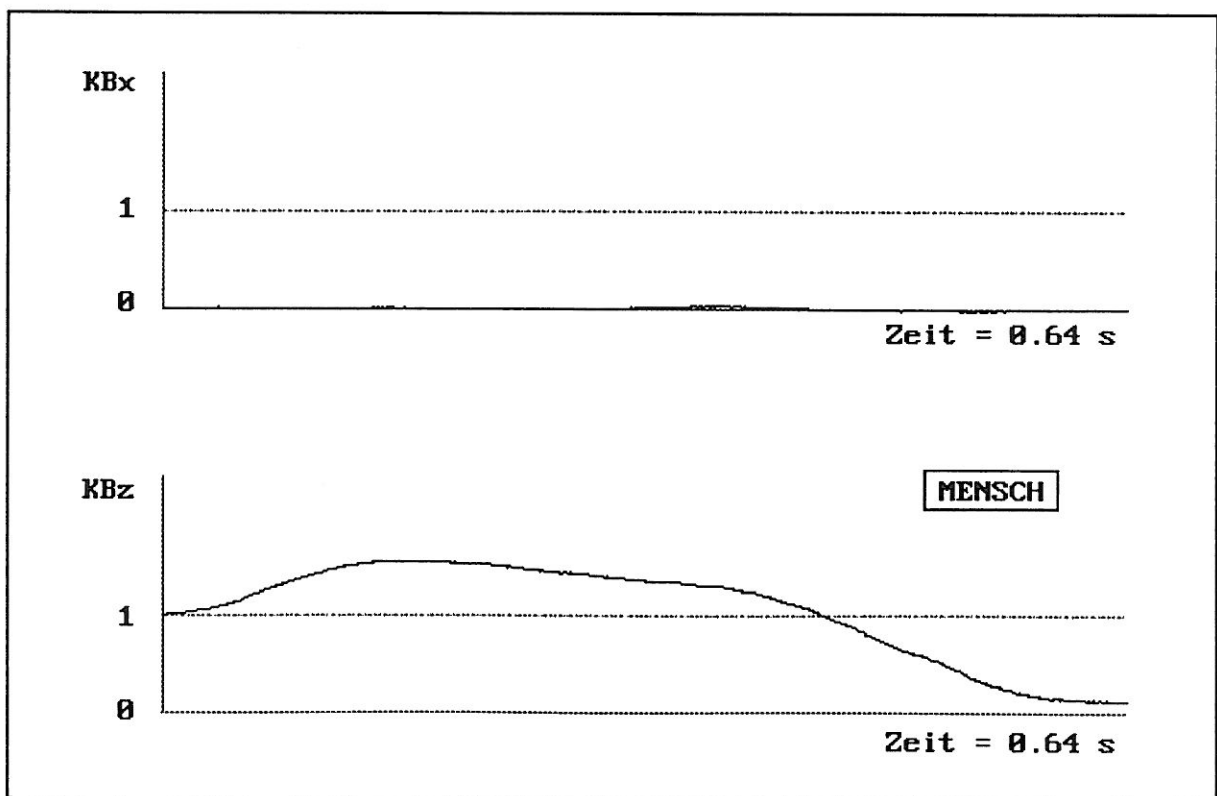


Abb 4.11b: Zeitlicher Verlauf von x- und z-Komponente der Bodenreaktionskraft bezogen auf das Körpergewicht. Dargestellt ist ein typisches Ergebnis des Kraftmeßplatten-Experimentes.

Zur Deutung der Unterschiede sei prinzipiell daran erinnert, daß der Mensch im Vergleich zum Simulationsmodell mit Sicherheit über die besseren Merkmalskartensysteme verfügt. Außerdem besteht der Mensch nicht nur aus starren Körpern, sondern aus Fleisch und Organen, die über elastische Verbindungen an das Knochengerüst gekoppelt sind. Die, von Gruber [2] als *Schwabbelmassen* definierten, weichen Körperteile liefern vielfältige Trägheits- und Dämpfungbeiträge zur Gesamtdynamik. Schwabbelmassen, Sehnen und Bänder haben auf den Bodenreaktionskraftverlauf sozusagen die glättende Wirkung von Tiefpaßelementen. Auch ändern sich die resultierenden Momente in den menschlichen Gelenken nicht alle gleichzeitig. Beim Starrkörpermodell fehlt jeglicher Dämpfungsmechanismus, und die Bodenreaktionskraft schwankt deshalb zwangsläufig im 1000 Hz Rhythmus der Gelenkmomente.

Der weiche Übergang zwischen Abdrückphase und Flugphase beim Menschen ist vermutlich darauf zurückzuführen, daß im Gegensatz zur Simulationsrechnung nicht einfach alle Gelenkmomente gleichzeitig abgeschaltet, sondern nach und nach zurückgenommen werden.

Das nahezu vollkommene Fehlen der x-Komponente im Bodenreaktionskraftverlauf des menschlichen Aufstehens liegt einerseits sicherlich daran, daß der Mensch im Vergleich zum Modell viel besser gelernt hat seine Kräfte so wirksam wie möglich einzusetzen. Andererseits liegt es aber auch daran, daß der Mensch Fußsohlen hat auf denen sich die Bodenreaktionskraft flächenhaft verteilen kann. Eine geringfügige Verlagerung des Körperschwerpunktes führt beim Menschen zu einer Verschiebung der resultierenden Bodenreaktionskraft entlang der Fußsohle; beim Modell entsteht dabei unweigerlich ein endlicher Wert für K_{Bx} .

4.1.6 Diskussion

Der Vergleich zwischen berechnetem und natürlichem Bewegungsablauf offenbart zwar den absoluten Näherungscharakter des mechanischen Dreigliedermodells, doch muß an dieser Stelle daran erinnert werden, daß nicht der Aufstehvorgang selbst simuliert wurde, sondern das *Erlernen* des Aufstehens. Aus der Sicht des Modells stellt sich die Situation folgendermaßen dar: Ohne Kenntnis der eigenen körperlichen Eigenschaften, wie Maße, Beweglichkeit und Kraft, soll die Erfüllung einer unbekannteren Aufgabe gelernt werden. Einziges Hilfsmittel dabei ist die äußere Bewertung von zufällig ausgeführten, verschieden starken Bewegungen.

Die Bewältigung dieser *try and error* - Problemlage weist eine auffallende Ähnlichkeit mit Lernsituationen auf, denen insbesondere der noch kindliche Mensch immer wieder ausgesetzt ist. In der Tat konnten bei Durchführung und Entwicklung von Simulationsläufen unter verschiedensten Voraussetzungen immer wieder bemerkenswerte Beobachtungen am Lernverhalten des Modells gemacht werden:

Eine wesentliche Fähigkeit des Modells ist, daß es lernt mit seinen Eigenschaften umzugehen. So ist z.B. ein mehr oder weniger kraftvoller Bewegungsverlauf abhängig vom anfänglichen Widerstand des Knöchelwinkelbegrenzungsmomentes. Sobald das Anschlagsmoment zu Beginn der Simulation auf Null gesetzt wurde, konnte kein zufriedenstellender Lernerfolg mehr erzielt werden. Das ist vor allem deshalb interessant, weil auch der Mensch den Widerstand des Knöchelgelenkes ausnützt. Dagegen blieb die Dynamik des Aufstehverhaltens weitgehend unbeeinflusst durch eine Vergrößerung der Varianzbreite in der Zufallsmomentverteilung, wodurch das Modell in der Lage wäre stärkere Momente einzusetzen. Weiterhin ist die Erzielung eines Lernerfolges in weiten Bereichen unabhängig von den speziellen Körpermaßen oder -gewichten des eingesetzten Modells.

Ist der Bewegungsablauf erst mal gelernt und die Merkmalskarte entwickelt, so besteht eine gewisse Toleranz gegenüber geringfügigen Veränderungen der Startposition. Wird z.B. der Kniewinkel in der Hockstellung zu Beginn der Bewegung um einige Grad variiert, so vermag das Modell immer noch aufzustehen, obwohl der Lernprozeß immer mit dem gleichen Kniewinkel gestartet wurde.

Eine weitere Eigenheit des Gesamtmodells ist seine Störanfälligkeit gegenüber jeder Art von *Vorabinformation*. Jedesmal, wenn bei den Simulationsrechnungen der Versuch unternommen wurde Modelleigenschaften zu *verordnen*, führte das zu einer Verschlechterung des Lernverhaltens. Alle Eigenschaften, die das Modell haben soll, müssen auf eine Weise modelliert sein, daß sie während des Lernprozesses vom Kohonen-Netz *erfahrbar* sind. Ohne Lernerfolg blieb zum Beispiel der Versuch, unnatürlich hohe Gelenkmomente vor der Abspeicherung auf vorgegebene Maximalwerte zu begrenzen. Zwar wurden ohne Maximalwertbegrenzung Gelenkmomente in durchaus natürlichen Größenordnungen gelernt, aber mit aktivierter Momentenbeschränkung erwies sich das Modell als zum Aufstehen zu schwach.

Oder: Zu Beginn eines jeden Simulationslaufes wird das Modell aus der Hockstellung heraus losgelassen und sinkt, solange noch nicht die richtigen Gelenkmomente

gefunden wurden, in sich zusammen. Probeweise wurden deshalb für jedes Körpergelenk *Haltemomente* berechnet, um die Anfangsposition schon vor dem ersten Lernschritt zu stabilisieren. Ein Aufstehen aus dieser gestützten Position war dem Modell jedoch nicht möglich.

Als weiteres Beispiel darf ein Gelenkansschlag nicht dadurch realisiert werden, daß der Winkelwert bei Überschreiten eines Maximalwertes einfach konstant gehalten wird, sondern ein von Winkel und Winkelgeschwindigkeit abhängiges Moment muß der Bewegung entgegen wirken.

Auch wurde immer wieder festgestellt, daß der Einfluß zufällig gewählter Variablen umso besser ausfällt, je zufälliger die Variable ist. D.h. jegliche gutgemeinte Sortierung nach Vorzeichen oder Betrag führte stets zum Mißerfolg.

Das Ergebnis der Untersuchungen bestätigt insofern die bekannten Eigenschaften [5] von Steuerungen mit selbstorganisierten Netzwerken: Einerseits die Fähigkeit typische Eigenheiten des zu steuernden Objektes an seinen Reaktionen zu erkennen und in den Lernvorgang mit einzubeziehen; und andererseits die Empfindlichkeit gegen jede Art von a priori-Information. Oder kürzer ausgedrückt: jede Information, die nicht selbst gelernt werden kann, stört den Lernprozeß. Selbst die Ergebnisse von Lernvorgängen im *supervised mode* können bestenfalls den *Lehrer imitieren* und sind immer nur so gut oder so schlecht wie das Vorbild.

Unter den genannten Gesichtspunkten muß auch die in der Simulation eingesetzte *Energiebedingung* noch einmal kritisch überdacht werden. Die aktiven Gelenkmomente werden abgeschaltet, sobald die kinetische Energie des Modells ausreicht, um die potentielle Energiedifferenz zwischen aktueller und angestrebter Schwerpunktshöhe zu überwinden. Das klingt einleuchtend und verhindert, daß das Modell nach dem Aufstehen vom Boden abhebt. Die Bestimmung des Zeitpunktes jedoch, ab dem die Momente auf Null gesetzt werden, ist eine absolut *verordnete* Bedingung. Das System lernt zwar auf diese Weise, wie es sich vom Boden abdrücken muß; den Zeitpunkt zur Beendigung der Abdrückphase lernt es aber niemals. Auch das Erlernen des, beim Menschen beobachteten, stetigen Zurücknehmens der Körperkräfte am Ende der Bewegung kann so nicht simuliert werden. Zur künftigen Optimierung der Momentenaktivität ist es unerlässlich, daß das Modell selbst lernt, ab wann der Übergang zur Flugphase eingeleitet werden muß. Aus der Sicht des Modells wird dazu keinerlei Information über kinetische oder potentielle Energien benötigt; allein das immer wieder zufällig eingeleitete Ende der Abdrückphase und eine entsprechende Bewertung müssen zum (Lern-)Erfolg führen.

Beim Umgang mit Modelleigenschaften sollte grundsätzlich bedacht werden, daß zur Steuerung mit selbstorganisierenden Merkmalskarten keine Bewegungsgleichungen, keine Modellierung von Gelenken, Anschlagmomenten, Trägheits- und Dämpfungseigenschaften und keine Beschränkung auf zweidimensionale Systeme aus starren Körpern nötig sind. All diese Dinge benötigt nur der Entwickler, der sich das Resultat am Computer anschauen möchte. Es ist durchaus möglich reale, physische Modelle und Anlagen mit Hilfe von Kohonen-Netzen zu lernfähigen Systemen auszubauen, ohne dabei genaue Kenntnis über die dynamischen Zusammenhänge zu besitzen. All die Eigenschaften eines realen Systems müssen nicht erst modelliert werden; das System hat sie bereits. Auch Bodenreaktionskräfte müssen nicht

erst berechnet werden; sie wirken einfach. Die Stärke eines mit Merkmalskarten gesteuerten Modells ist es ja gerade, daß es lernt mit den gegebenen Eigenschaften umzugehen. Das geht soweit, daß z.B. der bei Industrierobotern auftretende mechanische Verschleiß fortwährend erkannt, gelernt und ausgeglichen werden kann.

Eine der grundlegendsten Qualitäten topographischer Merkmalskarten ist die Fähigkeit zur Reduzierung der Dimensionalität. Im Falle des ebenen Dreigliedermodells zum Beispiel wird jeder einzelne Systemzustand charakterisiert durch Winkel und Winkelgeschwindigkeit dreier Gelenke. Der Systemzustand v entspricht somit einem Punkt in einem sechsdimensionalen Phasenraum, welcher identisch ist mit dem Raum der Eingangssignale V . Im Laufe des Lernprozesses wird der Phasenraum, entsprechend der Häufigkeit der Eingangssignale, abgebildet auf eine zweidimensionale Neuronenschicht. Jeder Gitterpunkt der vollausgebildeten zweidimensionalen Merkmalskarte ist dann sozusagen *zuständig* für einen kleineren oder größeren Volumbereich im Raum der Eingangssignale, wobei benachbarte Gitterpunkte auch benachbarten Volumbereichen entsprechen. Man spricht hierbei auch von einer *Diskretisierung des Phasenraumes*. Je nachdem wie geradlinig oder verschlungen die Wege des Systems im Phasenraum verlaufen, entwickelt sich die Merkmalskarte mehr oder weniger stark gefaltet.

5 Ausblick

Der Umgang mit lernfähigen Modellen und die bisher gemachten Gegenüberstellungen von simuliertem und menschlichem Verhalten wecken die Neugier auf weitere, tiefergehende Untersuchungen:

Lassen sich aus der Anwendung selbstorganisierender Lernverfahren auf biomechanische Modelle *Gesetzmäßigkeiten* für das menschliche Bewegungsverhalten ableiten?

Welcher Anteil der menschlichen Bewegungen ist aktiv gesteuert, und wieviel trägt der Bewegungsapparat *von selbst* dazu bei?

Bewegt sich der Mensch von Natur aus *kräftesparend* - und wenn nicht, wie würde eine solche Bewegung aussehen?

Lassen sich aus dem menschlichen Lernverhalten neue Ansätze für das Maschinenlernen gewinnen?

Wieviel *supervising* ist nötig, und ab wann beeinträchtigt supervising den Lernerfolg?

Zur Beantwortung der offenen Fragen sind zunächst Verbesserungen und Weiterentwicklungen der bestehenden Modellansätze erforderlich. Das mechanische Modell sollte zur weiteren Annäherung an den menschlichen Körper einen funktionsfähigen Fuß mit abknickbarer Zehenpartie und zwei voneinander unabhängig einsetzbare Beine, sowie Ober- und Unterarme erhalten. Auch eine Einbeziehung von *Schwabbelmassen* ist zur Simulation möglichst naturgetreuer Bewegungsabläufe unumgänglich. Denkbar ist weiterhin, auch bei der Bewegungssteuerung neue Wege zu beschreiten: Statt in den Körpergelenken direkt die resultierenden Momente vorzugeben, könnten jeweils die beteiligten Muskelstränge und Sehnen mit den zugehörigen elastischen und dämpfenden Eigenschaften modelliert werden. Selbstverständlich ist die Modellierung eines solch komplexen biomechanischen Systems *von Hand* nicht mehr zu bewältigen. Hierzu sind Bewegungsgleichungs- und Systemgeneratoren erforderlich, die entweder entwickelt oder *gefunden* werden müssen.

Auch das eingesetzte Lernverfahren muß nach den bisher gemachten Erfahrungen weiterentwickelt werden. In Zukunft sollte so wenig wie möglich *a priori-Information* in das Modell hineingesteckt werden. Alle Eigenschaften und Bedingungen sollten vom System selbst erfahrbar und erlernbar sein. Für den Aufstehvorgang muß das Modell zum Beispiel zuerst die Hockstellung lernen, bevor es sich daraus erhebt. Weiterhin muß der bereits diskutierte Zeitpunkt für die Zurücknahme der Kräfte in den Lernvorgang mit einbezogen werden. Auch für andere simulierbare Bewegungsabläufe, wie z.B. das Stehenbleiben, das Loslaufen, das periodische Gehen, usw. können Lernverfahren nach den genannten Gesichtspunkten entwickelt werden.

Um bei simulierbaren Bewegungen einen tieferen Einblick in das Zusammenspiel von Muskeln und Gelenken zu erhalten, sind außerdem vergleichende, *empirische Untersuchun-*

gen an Testpersonen unerlässlich. Möglich wäre hier eine Kombination aus digitalisierbaren Videostudien bei gleichzeitiger neuromuskulärer Analyse (z.B. Elektromyographie) und computerunterstützter Auswertung. Dadurch wäre für jede Phase einer Bewegung rekonstruierbar, wann und wie stark die einzelnen Muskelgruppen eingesetzt werden.

Wo sind die Grenzen bei der Simulation lernfähiger biomechanischer Modelle?

Wenn man die Bewegungsgleichungen der Systeme *von Hand* erstellen muß, stößt man recht bald an die Grenze des vertretbaren Entwicklungsaufwands. Jedes neu hinzukommende starre Körperglied erfordert nämlich in aller Regel schon die komplette Überarbeitung des Gesamtmodells. Seit einiger Zeit gibt es auch Programmsysteme, die in der Lage sind Bewegungsgleichungen für mechanische Systeme aus starren und elastischen Körpern zu erstellen und zu lösen. Erfahrungsgemäß sind solche *Gleichungsgeneratoren*, wenn sie gut sind, auch sehr teuer; sofern die finanzielle Seite aber keine Rolle spielt, können auch komplexe biomechanische Systeme mit Computerprogrammen modelliert werden. In den Forschungszentren der Computeranimateure entstehen heutzutage unter der Bezeichnung *virtual reality* schon ganze Spielfilme mit lebensechten Akteuren. Die Animation der Modelle, sprich die Simulation von Bewegungsabläufen, erfordert Computeranlagen, welche die Resultate möglichst in Echtzeit berechnen und darstellen können. Wenn die Kostenseite wiederum ausgeklammert werden kann, sollte bei der Simulation biomechanischer Vorgänge auch die Hardware keine unüberwindbare Hürde darstellen; die rasante Entwicklung auf diesem Gebiet ist ja bekannt. Die Grenzen der modellierbaren Lernfähigkeit sind wohl weniger in den künstlichen als in den natürlichen Neuronalen Netzen der Forscher und Entwickler zu suchen. Je besser es gelingt, der Natur einige ihrer Tricks abzuschauen, um so leistungsfähiger werden auch die Netze und die Lernverfahren sein.

Anhang

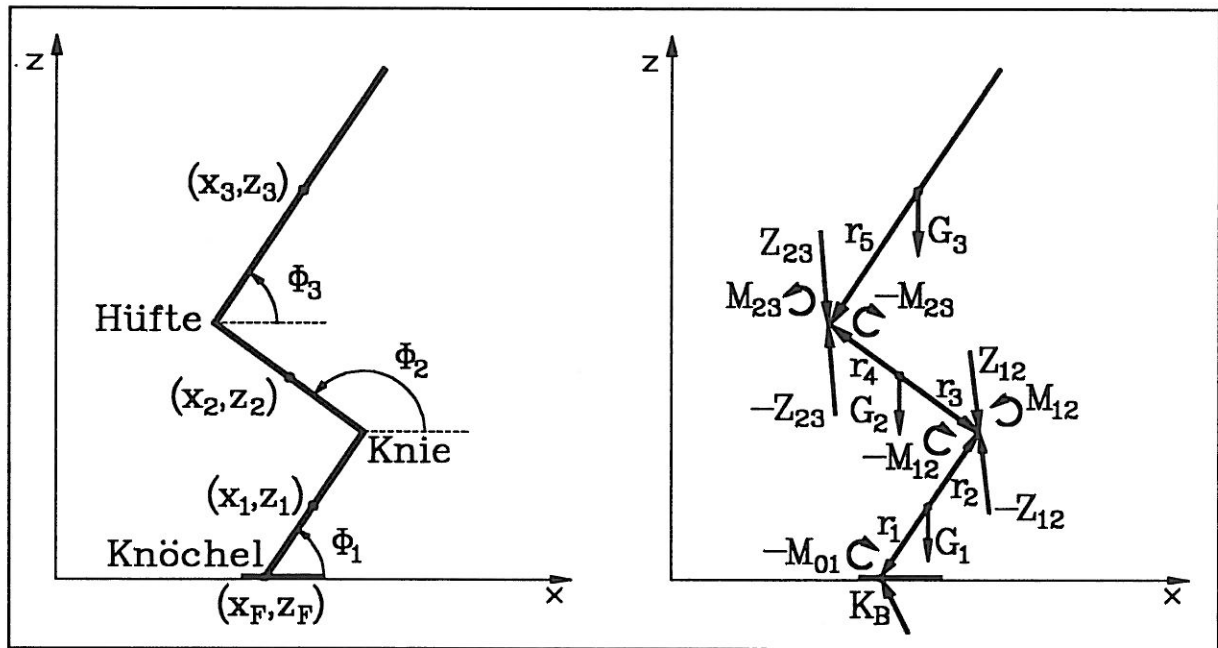


Abb 6.1: Dreigliedriges Modell aus starren Teilkörpern. Links: Koordinaten. Rechts: Kräfte, Momente und Hebelarme.

Modellparameter für das Dreiglieder-Modell

Maße, Gewichte und Trägheitsmomente entstammen einer Arbeit von Gruber [2]:

Länge des Unterschenkels:	$l_1 = 0.43 \text{ m}$
Länge des Oberschenkels:	$l_2 = 0.45 \text{ m}$
Länge des Rumpfes:	$l_3 = 0.75 \text{ m}$
Gesamtmasse:	$m_{\text{Ges}} = 63.2 \text{ kg}$
Masse beider Unterschenkel:	$m_1 = 0.12 \cdot m_{\text{Ges}}$
Masse beider Oberschenkel:	$m_2 = 0.22 \cdot m_{\text{Ges}}$
Masse des Rumpfes:	$m_3 = 0.66 \cdot m_{\text{Ges}}$
Trägheitsmoment eines Unterschenkels:	$\Theta_1 = 0.00096 \text{ m}^2 \cdot m_{\text{Ges}}$
Trägheitsmoment eines Oberschenkels:	$\Theta_2 = 0.00199 \text{ m}^2 \cdot m_{\text{Ges}}$
Trägheitsmoment des Rumpfes:	$\Theta_3 = 0.04225 \text{ m}^2 \cdot m_{\text{Ges}}$

Zur Ermittlung der Gelenkwinkelbegrenzungsmomente M_{Anschlag} (vgl. (22)) wurden bei allen drei Gelenken die gleichen Parameter gewählt:

$$a = 10^{10} \text{ (Nm)}^{-1}, \quad b = 8, \quad c = 10^{-8} \text{ (Nm)}^{-1}, \quad d = 5 \text{ s}, \quad \Phi_{\text{Grenzbereich}} = 3$$

Folgende Werte wurden für die Anschlagwinkel $\Phi_{Anschlag}$ der einzelnen Gelenke verwendet:

Minimale Winkel zwischen den Gliedmaßen:

Knöchel:	73.5	(für Vergleich mit menschlichem Verhalten)
Knie:	15.0	
Hüfte:	15.0	

Maximale Winkel zwischen den Gliedmaßen:

Knöchel:	150.0
Knie:	180.0
Hüfte:	220.0

Koordinatenwerte und Geschwindigkeiten zu Beginn eines Simulationslaufes:

$$\begin{aligned}\Phi_1 &= 75.0, & \Phi_2 &= 175.0, & \Phi_3 &= 14.0 \\ \dot{\Phi}_1 &= 0, & \dot{\Phi}_2 &= 0, & \dot{\Phi}_3 &= 0 \\ x_F &= 0, & z_F &= 0 \\ \dot{x}_F &= 0, & \dot{z}_F &= 0\end{aligned}$$

Lern- und Netz-Parameter

Einfluß α der Zufallsmomente:

Startwert: 1.0

Endwert: 0.1

Varianzbreite der einzelnen Zufallsmomente:

für das Knöchelgelenk: 50 Nm

für das Kniegelenk: 100 Nm

für das Hüftgelenk: 150 Nm

Lernschritt-Intensitäten ϵ und ϵ' :

Startwert: 0.9

Endwert: 0.05

Räumliche Ausdehnung σ der Lernschritte im Gitter:

Startwert: 12.0

Endwert: 1.0

Vorgegebene, maximale Anzahl der Lernschritte: 1000

Koordinaten und zeitliche Ableitung der Teilkörperschwerpunkte

$$x_1 = x_F + \frac{l_1}{2} \cos \Phi_1 \quad (41)$$

$$z_1 = z_F + \frac{l_1}{2} \sin \Phi_1 \quad (42)$$

$$x_2 = x_F + l_1 \cos \Phi_1 + \frac{l_2}{2} \cos \Phi_2 \quad (43)$$

$$z_2 = z_F + l_1 \sin \Phi_1 + \frac{l_2}{2} \sin \Phi_2 \quad (44)$$

$$x_3 = x_F + l_1 \cos \Phi_1 + l_2 \cos \Phi_2 + \frac{l_3}{2} \cos \Phi_3 \quad (45)$$

$$z_3 = z_F + l_1 \sin \Phi_1 + l_2 \sin \Phi_2 + \frac{l_3}{2} \sin \Phi_3 \quad (46)$$

$$\dot{x}_1 = \dot{x}_F - \frac{l_1}{2} \sin \Phi_1 \dot{\Phi}_1 \quad (47)$$

$$\dot{z}_1 = \dot{z}_F + \frac{l_1}{2} \cos \Phi_1 \dot{\Phi}_1 \quad (48)$$

$$\dot{x}_2 = \dot{x}_F - l_1 \sin \Phi_1 \dot{\Phi}_1 - \frac{l_2}{2} \sin \Phi_2 \dot{\Phi}_2 \quad (49)$$

$$\dot{z}_2 = \dot{z}_F + l_1 \cos \Phi_1 \dot{\Phi}_1 + \frac{l_2}{2} \cos \Phi_2 \dot{\Phi}_2 \quad (50)$$

$$\dot{x}_3 = \dot{x}_F - l_1 \sin \Phi_1 \dot{\Phi}_1 - l_2 \sin \Phi_2 \dot{\Phi}_2 - \frac{l_3}{2} \sin \Phi_3 \dot{\Phi}_3 \quad (51)$$

$$\dot{z}_3 = \dot{z}_F + l_1 \cos \Phi_1 \dot{\Phi}_1 + l_2 \cos \Phi_2 \dot{\Phi}_2 + \frac{l_3}{2} \cos \Phi_3 \dot{\Phi}_3 \quad (52)$$

$$\ddot{x}_1 = \ddot{x}_F - \frac{l_1}{2} \cos \Phi_1 \dot{\Phi}_1^2 - \frac{l_1}{2} \sin \Phi_1 \ddot{\Phi}_1 \quad (53)$$

$$\ddot{z}_1 = \ddot{z}_F - \frac{l_1}{2} \sin \Phi_1 \dot{\Phi}_1^2 + \frac{l_1}{2} \cos \Phi_1 \ddot{\Phi}_1 \quad (54)$$

$$\begin{aligned} \ddot{x}_2 = \ddot{x}_F - l_1 \cos \Phi_1 \dot{\Phi}_1^2 - l_1 \sin \Phi_1 \ddot{\Phi}_1 \\ - \frac{l_2}{2} \cos \Phi_2 \dot{\Phi}_2^2 - \frac{l_2}{2} \sin \Phi_2 \ddot{\Phi}_2 \end{aligned} \quad (55)$$

$$\begin{aligned} \ddot{z}_2 = \ddot{z}_F - l_1 \sin \Phi_1 \dot{\Phi}_1^2 + l_1 \cos \Phi_1 \ddot{\Phi}_1 \\ - \frac{l_2}{2} \sin \Phi_2 \dot{\Phi}_2^2 + \frac{l_2}{2} \cos \Phi_2 \ddot{\Phi}_2 \end{aligned} \quad (56)$$

$$\begin{aligned} \ddot{x}_3 = \ddot{x}_F - l_1 \cos \Phi_1 \dot{\Phi}_1^2 - l_1 \sin \Phi_1 \ddot{\Phi}_1 \\ - l_2 \cos \Phi_2 \dot{\Phi}_2^2 - l_2 \sin \Phi_2 \ddot{\Phi}_2 \\ - \frac{l_3}{2} \cos \Phi_3 \dot{\Phi}_3^2 - \frac{l_3}{2} \sin \Phi_3 \ddot{\Phi}_3 \end{aligned} \quad (57)$$

$$\begin{aligned} \ddot{z}_3 = \ddot{z}_F - l_1 \sin \Phi_1 \dot{\Phi}_1^2 + l_1 \cos \Phi_1 \ddot{\Phi}_1 \\ - l_2 \sin \Phi_2 \dot{\Phi}_2^2 + l_2 \cos \Phi_2 \ddot{\Phi}_2 \\ - \frac{l_3}{2} \sin \Phi_3 \dot{\Phi}_3^2 + \frac{l_3}{2} \cos \Phi_3 \ddot{\Phi}_3 \end{aligned} \quad (58)$$

Bewegungsgleichungen der Teilkörperschwerpunkte

$$m_1 \ddot{x}_1 = K_{Bx} + Z_{12x} \quad (59)$$

$$m_1 \ddot{z}_1 = K_{Bz} + Z_{12z} - m_1 g \quad (60)$$

$$m_2 \ddot{x}_2 = -Z_{12x} + Z_{23x} \quad (61)$$

$$m_2 \ddot{z}_2 = -Z_{12z} + Z_{23z} - m_2 g \quad (62)$$

$$m_3 \ddot{x}_3 = -Z_{23x} \quad (63)$$

$$m_3 \ddot{z}_3 = -Z_{23z} - m_3 g \quad (64)$$

Durch Einsetzen von (53) bis (58) in die Bewegungsgleichung der Teilkörper (59) bis (64) und anschließende Addition, werden die Zwangskräfte daraus eliminiert. Die sich ergebenden Gleichungen sind die beiden Bewegungsgleichungen für den Fußpunkt des Modells.

Bewegungsgleichungen für den Fußpunkt des Modells (x_F, z_F)

$$\begin{aligned}
 (m_1 + m_2 + m_3)\ddot{x}_F &= (m_1 + 2m_2 + 2m_3)\frac{l_1}{2}\sin\Phi_1\ddot{\Phi}_1 \\
 &+ (m_2 + 2m_3)\frac{l_2}{2}\sin\Phi_2\ddot{\Phi}_2 \\
 &+ (m_3)\frac{l_3}{2}\sin\Phi_3\ddot{\Phi}_3 \\
 &+ (m_1 + 2m_2 + 2m_3)\frac{l_1}{2}\cos\Phi_1\dot{\Phi}_1^2 \\
 &+ (m_2 + 2m_3)\frac{l_2}{2}\cos\Phi_2\dot{\Phi}_2^2 \\
 &+ (m_3)\frac{l_3}{2}\cos\Phi_3\dot{\Phi}_3^2 \\
 &+ K_{Bx}
 \end{aligned} \tag{65}$$

$$\begin{aligned}
 (m_1 + m_2 + m_3)\ddot{z}_F &= - (m_1 + 2m_2 + 2m_3)\frac{l_1}{2}\cos\Phi_1\ddot{\Phi}_1 \\
 &- (m_2 + 2m_3)\frac{l_2}{2}\cos\Phi_2\ddot{\Phi}_2 \\
 &- (m_3)\frac{l_3}{2}\cos\Phi_3\ddot{\Phi}_3 \\
 &+ (m_1 + 2m_2 + 2m_3)\frac{l_1}{2}\sin\Phi_1\dot{\Phi}_1^2 \\
 &+ (m_2 + 2m_3)\frac{l_2}{2}\sin\Phi_2\dot{\Phi}_2^2 \\
 &+ (m_3)\frac{l_3}{2}\sin\Phi_3\dot{\Phi}_3^2 \\
 &+ K_{Bz} \\
 &- (m_1 + m_2 + m_3)g
 \end{aligned} \tag{66}$$

Bewegungsgleichungen für die Winkel

Die Bodenreaktionskraft \mathbf{K}_B und die an den Enden der Teilkörper wirkenden Zwangskräfte \mathbf{Z}_{ij} erzeugen Momente bezüglich der Teilkörperschwerpunkte. Die entsprechenden Vektorprodukte in die Momentengleichungen haben nur eine y -Komponente, da Kräfte und Hebelarme \mathbf{r}_i in der (x, z) -Ebene liegen. Mit M_{ij} werden die aktiven Gelenkmomente bezeichnet, und M_{ij}^{Anschlag} sind die Begrenzungsmomente der Gelenke.

$$-\Theta_1 \ddot{\Phi}_1 = (\mathbf{r}_1 \times \mathbf{K}_B)_y + (\mathbf{r}_2 \times \mathbf{Z}_{12})_y + M_{12} + M_{12}^{\text{Anschlag}} - M_{01} - M_{01}^{\text{Anschlag}} \quad (67)$$

$$-\Theta_2 \ddot{\Phi}_2 = (\mathbf{r}_3 \times (-\mathbf{Z}_{12}))_y + (\mathbf{r}_4 \times \mathbf{Z}_{23})_y - M_{12} - M_{12}^{\text{Anschlag}} + M_{23} + M_{23}^{\text{Anschlag}} \quad (68)$$

$$-\Theta_3 \ddot{\Phi}_3 = (\mathbf{r}_5 \times (-\mathbf{Z}_{23}))_y - M_{23} - M_{23}^{\text{Anschlag}} \quad (69)$$

Für die Hebelarm-Vektoren \mathbf{r}_k ergibt sich aus Abbildung 6.1

$$\mathbf{r}_1 = \left(-\frac{l_1}{2} \cos \Phi_1, -\frac{l_1}{2} \sin \Phi_1 \right) \quad (70)$$

$$\mathbf{r}_2 = \left(+\frac{l_1}{2} \cos \Phi_1, +\frac{l_1}{2} \sin \Phi_1 \right) \quad (71)$$

$$\mathbf{r}_3 = \left(-\frac{l_2}{2} \cos \Phi_2, -\frac{l_2}{2} \sin \Phi_2 \right) \quad (72)$$

$$\mathbf{r}_4 = \left(+\frac{l_2}{2} \cos \Phi_2, +\frac{l_2}{2} \sin \Phi_2 \right) \quad (73)$$

$$\mathbf{r}_5 = \left(-\frac{l_3}{2} \cos \Phi_3, -\frac{l_3}{2} \sin \Phi_3 \right) \quad (74)$$

Durch Einsetzen der Bewegungsgleichungen für die Teilkörperschwerpunkte (59) bis (64) und der Koordinatenbeziehungen (53) bis (58) in die Bewegungsgleichungen für die Winkel (67) bis (69) lassen sich die Zwangskräfte eliminieren und die Vektorprodukte auflösen.

Danksagung

Diese Arbeit verdankt ihre Existenz dem persönlichen Einsatz und dem Interesse von Prof. Dr. Hanns Ruder, Institut für Theoretische Astrophysik an der Universität Tübingen. Ich danke Herrn Ruder ganz besonders, daß er mir durch seine Betreuung und seine erfrischende Art im Umgang mit formalen Hindernissen den Zugang zu diesem faszinierenden Gebiet ermöglicht hat. Die fruchtbaren Gespräche, und seine stetige Ermutigung und Geduld waren wesentlich für die Durchführung meiner Arbeit.

In besonderem Maße bedanke ich mich auch bei Prof. Dr. Hermann Haken für seine Bereitschaft, die offizielle Betreuung meiner Arbeit zu übernehmen.

Von großer Bedeutung war und ist für mich die freundliche Aufnahme und die Unterstützung durch die gesamte Biomechanik-Gruppe am Institut für Theoretische Astrophysik in Tübingen. Den Diskussionen mit Karin Widmayer, Karin Gruber, Frank Hospach, Jörg Subke, Thomas Krebs, Michl Krieg und den anderen Mitgliedern konnte ich immer wieder wertvolle Anregungen entnehmen.

Vielen Dank auch an Prof. Göhner, Garry Haag und Frank Schiebl vom Sportwissenschaftlichen Institut in Tübingen, sowie Karin Widmayer und Thomas Krebs, die mich bei der Ermittlung der experimentellen Daten unterstützten.

Sehr ermutigend empfand ich das Interesse und die Unterstützung von Prof. Dr. Paul Tavan, vom Physik-Department der Technischen Universität München.

Literatur

- [1] Duve C. de (1989) Die Zelle - Expedition in die Grundstruktur des Lebens. Spektrum-der-Wissenschaft-Verlagsgesellschaft, Heidelberg
- [2] GRUBER K. (1987) Entwicklung eines Modells zur Berechnung der Kräfte im Knie- und Hüftgelenk bei sportlichen Bewegungsabläufen mit hohen Beschleunigungen. Dissertation, Institut für Theoretische Astrophysik, Universität Tübingen
- [3] HOY MELISSA G., ZAJAC FELIX E., GORDON MICHAEL E. (1990) A musculoskeletal model of the human lower extremity: The effect of muscle, tendon, and moment arm on the moment-angle relationship of musculotendon actuators at the hip, knee, and ankle. J. Biomechanics Vol.23, No.2,157-169
- [4] KOHONEN T. (1984) Self-Organization and Associative Memory. Springer Series in Information Sciences 8, Heidelberg
- [5] RITTER H., MARTINETZ T., SCHULTEN K. (1991) Neuronale Netze : eine Einführung in die Neuroinformatik selbstorganisierter Netzwerke. Addison-Wesley
- [6] RITTER H. (1988) Selbstorganisierende neuronale Karten. Dissertation, Physik-Department, Technische Universität München
- [7] TAVAN P., GRUBMÜLLER H., KÜHNEL H. (1990) Self-organization of associative memory and pattern classification: recurrent signal processing on topological feature maps. Biol. Cybern. 64, 95-105