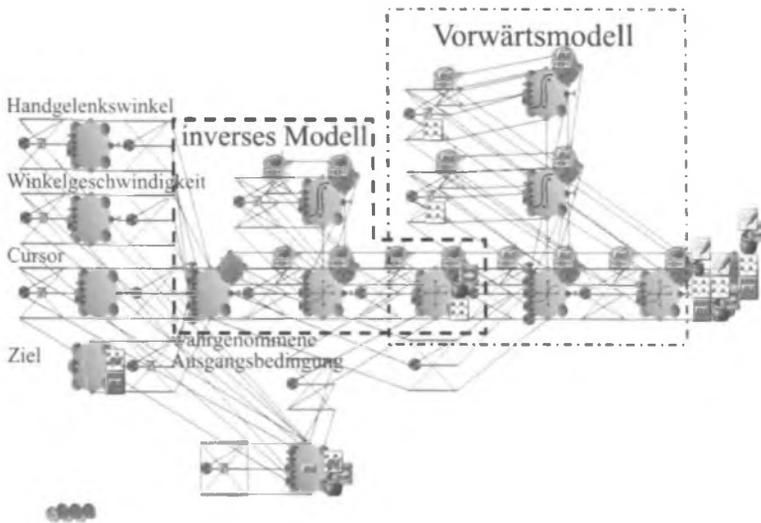


Die Bedeutung der Efferenzkopie für das motorische Lernen



diag

2018. 2791

~~564757~~

Die Bedeutung der Effferenzkopie für das motorische Lernen

Inaugural-Dissertation
zur
Erlangung des Doktorgrades
der Philosophie des Fachbereichs Psychologie und Sportwissenschaft
der Justus-Liebig-Universität Gießen

vorgelegt von

Stefan Künzell
aus Aachen

2002

Künzell, Stefan:

Die Bedeutung der Efferenzkopie für das motorische Lernen

Stefan Künzell. – Als Ms. gedr. –

Berlin : dissertation.de – Verlag im Internet GmbH, 2003

Zugl.: Gießen, Univ., Diss., 2002

ISBN 3-89825-733-9



Bibliografische Information Der Deutschen Bibliothek

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.ddb.de> abrufbar.

Copyright dissertation.de – Verlag im Internet GmbH 2003

Alle Rechte, auch das des auszugsweisen Nachdruckes, der auszugsweisen oder vollständigen Wiedergabe, der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen, auf Datenträgern oder im Internet und der Übersetzung, vorbehalten.

Es wird ausschließlich chlorfrei gebleichtes Papier (TCF) nach DIN-ISO 9706 verwendet.
Printed in Germany.

dissertation.de - Verlag im Internet GmbH
Pestalozzistraße 9
10 625 Berlin

URL: <http://www.dissertation.de>

04maw-3497

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Funktionale Modellierung	5
2.1	Das „Menschenbild“	6
2.2	Beschränkungen.....	9
3	Modellkomponenten – S-R-E-Tripel	13
3.1	Das Erlernen der Wahrnehmung von Ausgangsbedingungen.....	13
3.2	Das Erlernen der Vorhersage von Verhaltenseffekten.....	16
3.2.1	... bei von Holst und Mittelstaedt (1950).....	16
3.2.2	... bei Hein und Held.....	19
3.2.3	... bei Anochin (1967).....	20
3.2.4	... bei Schmidt (1975)	21
3.2.5	... bei Jordan und Rumelhart (1992).....	23
3.3	Die Auswahl der Bewegung	24
3.3.1	Gibt es ein Entscheidungszentrum?.....	25
3.3.2	Bewusstsein und Kausalität	27
4	Modellierung der Zeit	31
4.1	Verarbeitung von Zeit	31
4.2	Modalitätsspezifische Verarbeitungszeiten	33
5	Das Modelloriginal	39
5.1	Methode	40
5.1.1	Versuchspersonen.....	40
5.1.2	Stimuli und Apparatur	41
5.1.3	Aufgabe.....	41
5.1.4	Design und Durchführung	43
5.2	Abhängige Variable	45
5.3	Hypothesen	46
5.4	Ergebnisse	47
5.4.1	Qualitative Darstellung der Trackingdaten	47
5.4.2	Auswertung des Fragebogens.....	51

IV

5.4.3	Deskriptive Statistik.....	52
5.4.4	Schließende Statistik.....	59
5.4.5	Transferaufgabe	62
5.5	Berücksichtigung der Trackingschwierigkeit	63
5.5.1	Deskriptive Statistik.....	66
5.5.2	Schließende Statistik.....	72
5.5.3	Transferaufgabe	75
5.6	Diskussion	76
6	Simulation	79
6.1	Das Modell des Effektors.....	79
6.2	Exkurs: Konnektionistische Zeitmodelle.....	84
6.2.1	Zeit in künstlichen neuronalen Netzwerken	84
6.2.2	Zeit in konnektionistischen Modellen	90
6.3	Erwartungen	92
6.4	Simulation 1	94
6.4.1	Spezifikation des Netzwerk-Modells.....	95
6.4.2	Trainingsprozedur	97
6.4.3	Ergebnisse.....	102
6.5	Simulation 2	114
6.5.1	Modell und Trainingsprozedur	114
6.5.2	Ergebnisse.....	115
6.6	Diskussion	127
7	Vergleich von Simulation und Experiment	131
7.1	Qualitativer Vergleich.....	132
7.2	Quantitativer Vergleich.....	135
8	Diskussion	141
9	Literatur	146

Vorwort

Diese Arbeit entstand am Institut für Sportwissenschaft der Justus-Liebig-Universität Gießen. Obwohl sie von mir alleine geschrieben und verantwortet wird, ist das Fertigstellen einer solchen Arbeit nicht mehr denkbar ohne die Unterstützung von interessierten und fachkundigen Kolleginnen und Kollegen.

Zuerst gebührt mein Dank vor allem meinem Doktorvater Jörn Munzert, der neben der fachlichen Hilfestellung auch die materiellen Voraussetzungen dafür schuf, dass diese Arbeit entstehen konnte. Darüber hinaus möchte ich der Arbeitsgruppe Bewegungswissenschaft und Sportpsychologie für die engagierten Diskussionen danken sowie der CoMo-Arbeitsgruppe für Anregungen, die auch schon einmal über den Tellerrand hinausgingen.

Gießen, im Dezember 2002

Stefan Künzell

1 Einleitung

In der Motorikforschung ist es eine weit verbreitete Überzeugung, dass die Antizipation des Bewegungsergebnisses eine wichtige Komponente für das Erlernen von Bewegungen darstellt. Um die Ergebnisse einer Bewegung vorherzusehen, müssen die relevanten Umweltbedingungen berücksichtigt werden. Für die Antizipation des Ergebnisses einer schwingenauslösenden Bewegung im alpinen Skilauf ist es beispielsweise von entscheidender Bedeutung, ob sie auf eisigem Untergrund oder im Tiefschnee durchgeführt wird. Genauso sind aber auch die innerhalb des Körpers vorliegenden Bedingungen von Wichtigkeit. Aus welchem Kniewinkel und mit welcher Muskelspannung die Schwingenauslösung durchgeführt wird, beeinflusst das Ergebnis ebenfalls. Diese Ausgangsbedingungen werden durch verschiedene Sinnesorgane wahrgenommen, die distalen Bedingungen vor allem durch Exterorezeptoren – vornehmlich das visuelle und das auditive System –, die proximalen Bedingungen vor allem durch die Propriozeptoren wie Muskelspindeln, Golgi-Sehnenorgane und Gelenkrezeptoren.

Ein Problem bei der Antizipation von Bewegungsergebnissen ist, dass die über die verschiedenen Wahrnehmungssysteme aufgenommenen Informationen erst mit einer zeitlichen Verzögerung, der Verarbeitungszeit, im ZNS interpretiert und zur Bestimmung der Ausgangsbedingungen herangezogen werden können. Es ist daher naheliegend, nach weiteren Informationsquellen zu suchen, die eine korrekte Vorhersage ermöglichen. Dazu bieten sich die Efferenzen, also die zentralen Kommandos an die Muskulatur an. Es erscheint plausibel, eine Kopie dieser Efferenzen zu verwenden, um Art und Ausmaß der durch sie eingeleiteten Bewegungen – und dadurch auch ihre distalen Effekte – vorherzusehen. Um erneut das Beispiel aus dem alpinen Skilauf zu bemühen: Für die Vorhersage des Bewegungsergebnisses ist es sinnvoll, mit einzubeziehen, ob gerade vom ZNS an die Muskulatur ein Kommando zum Strecken oder zum Beugen der Kniegelenke abgeschickt wurde, um den Schwung auszulösen.

Eine methodische Schwierigkeit bei der Untersuchung der Informationsverarbeitungsprozesse zur Vorhersage des Bewegungsergebnisses ist, dass die Verwendung der Efferenzkopie experimentell nicht nachzuweisen ist. Die Verarbeitungsprozesse von auditiven, visuellen oder taktilen Reizen lassen sich untersuchen, in dem Reize verschiedener Intensität, Dauer, Lokalität etc. präsentiert und die jeweiligen Reaktionen der Versuchspersonen darauf beobachtet werden. So kann beispielsweise auch auf die Verarbeitungszeit zurückgeschlossen werden. Die Efferenzkopie hingegen lässt sich nicht an- oder abschalten, schon gar nicht kann ihre Intensität oder ihre Dauer experimentell manipuliert werden. Eine Methode, dennoch etwas über die Bedeutung der Efferenzkopie für das motorische Lernen zu erfahren, ist die Simulation. In einem geeigneten Modell kann die Verarbeitung der Efferenzkopie manipuliert und können die Konsequenzen dieser Manipulation protokolliert werden. Bei einer sorgfältigen Erstellung des Modells können dann hypothetische Rückschlüsse auf das Modelloriginal gezogen werden.

Vor zehn Jahren veröffentlichten Jordan und Rumelhart (1992) in der Zeitschrift „Cognition“ ihren Beitrag „Forward models: Supervised learning with a distal teacher“. Mit diesem Beitrag wurde endgültig die Bedeutung konnektionistischer Modelle für die Motorikforschung deutlich. Zwar gab es schon davor einige künstliche neuronale Netzwerke, die Bewegungen simulierten – so beispielsweise Hinton (1984) mit der Simulation des Schreibmaschinenschreibens –, es dauerte aber eben bis zu jenem oben erwähnten Beitrag, bis bekannte Theorien der Motorikforschung aufgegriffen und in die Modellbildung integriert wurden. Jordan und Rumelhart modellierten zwei miteinander kooperierende Mechanismen zur Steuerung der Motorik. Mit der Implementierung eines Vorwärtsmodells, das die Efferenzkopie verarbeitet, wurde die interne Schätzung des Bewegungsergebnisses zu einer wichtigen Größe, um den Fehler auf der Ebene der sichtbaren Umwelt in den Fehler auf der Ebene der motorischen Steuerung zu übersetzen. Dies stellte ein Problem dar, vor dem sich alle bisherigen Theorien gedrückt hatten. Jordan und Rumelhart konnten zeigen, dass ihr Modell in der Lage war, einfache planare Zielbewegungen eines zweigelenkigen Arms zu erlernen, ohne

dass externe Eingriffe in die Dynamik des künstlichen neuronalen Netzwerks nötig waren. Seit dieser Veröffentlichung spielen Vorwärtsmodelle eine wichtige Rolle in der Theoriebildung. Sie vereinen bewährte (Smith, 1959), aber auch neue Erkenntnisse der Kontrolltheorie (Narendra, 1995a; Narendra, 1995b; Narendra & Li, 1996) mit modernen psychologischen Ansätzen der antizipativen Handlungskontrolle (Hoffmann, 1993), neueren Modellen zum motorischen Lernen (Desmurget & Grafton, 2000; Miall, 2002; Wolpert, Ghahramani & Flanagan, 2001; Wolpert & Kawato, 1998) und der Theorie der Ereigniscodierung (Hommel, Müsseler, Aschersleben & Prinz, in press).

In dieser Arbeit wird das Modell von Jordan und Rumelhart aufgegriffen und um die zeitliche Dimension erweitert. Um die Verarbeitung der Reize zu simulieren, werden für die verschiedenen Sinnesmodalitäten jeweils spezifische Verzögerungen in dem Modell implementiert. In diesem Modell wird dann die Verarbeitungszeit der Efferenzkopie manipuliert, von einer sofortigen Verarbeitung bis zu einer Verzögerung, die der Verarbeitungszeit der visuellen Rückmeldung entspricht.

In Kapitel 2 werden zunächst die theoretischen Grundannahmen konnektionistischer Modellbildung diskutiert. Außerdem wird erläutert, warum sich künstliche neuronale Netzwerke als Modell für menschliche Kognition eignen. In Kapitel 3 wird dann untersucht, welche Komponenten in einem Modell, das die Kontrolle und das Lernen von Bewegungen simulieren soll, aus theoretischer Sicht erforderlich sind. Kapitel 4 beschäftigt sich mit dem zeitlichen Aspekt der Informationsverarbeitung und den Erkenntnissen zur modalitätsspezifischen Verarbeitungszeit von Reizen.

Mit Kapitel 5 beginnt der empirische Teil der Arbeit. Es wird die Spurverfolgungsaufgabe vorgestellt, die sowohl von den Versuchspersonen als auch von den konnektionistischen Modellen gelernt werden soll. Die Ergebnisse des Experiments werden in Kapitel 5 dargestellt, die Ergebnisse der Simulation in Kapitel 6. In Kapitel 7 schließlich werden die Ergebnisse des Modells mit denen der Originale verglichen. Die Diskussion der Ergebnisse in Kapitel 8 bildet den Schluss dieser Arbeit.

2 Funktionale Modellierung

Ziel dieses Kapitels ist, die wissenschaftstheoretische Position des Konnektionismus und seine Grundannahmen vorzustellen. Es wird erklärt, dass ein Verstehen von menschlichem Denken, Fühlen, Verhalten und Bewegen nicht möglich ist, ohne sich ein Modell des Menschen zu machen. Nach der Explikation des Modells werden Einschränkungen vorgenommen, die die konkrete Untersuchung erfordern.

Das Verstehen und Erklären von menschlichem Denken, Fühlen und Verhalten ist die Aufgabe der Psychologie, das Verstehen und Erklären menschlicher Bewegung die der Bewegungswissenschaft. Unter einem interdisziplinären Blickwinkel lassen sich die Wechselbeziehungen, die zwischen Denken, Fühlen, Verhalten und Bewegen bestehen, am besten untersuchen. Vor allem, wenn es dabei um sportliche Bewegungen geht, ist dies eine wichtige Aufgabe der Sportpsychologie und der Sport-Motorikforschung.

„Verhalten“ und „Bewegen“ benennen meist das gleiche Phänomen aus unterschiedlichen Perspektiven. Fast immer ist Verhalten mit Bewegung verbunden, und fast jede Bewegung ist ein Verhalten. *Psychologen* verstehen „unter Verhalten im engeren Sinn ... alle beobachtbaren und registrierbaren V.-Äußerungen“ (Jäger, 1996, S. 762). Bewegungen als Verhalten wird also als das „Äußern“ eines „Inneren“ verstanden. So steht beim Sprechen der Inhalt des Gesagten im Vordergrund, nicht die Artikulationsbewegungen. Wenn *Bewegungswissenschaftler* von Bewegung reden, betrachten sie genau letzteres. Der Inhalt des Gesprochenen ist von untergeordneter Bedeutung, es geht um die Produktion von Bewegungen und ihr Lernen.

Sowohl das Bewegen und Verhalten des Menschen als auch sein Denken und Fühlen sind ungemein komplex und von vielen Einflüssen abhängig. Kleinste Veränderungen der Ausgangsbedingungen können sehr große Veränderungen auf der Ebene des Denkens, Fühlens oder Verhaltens zur Folge haben. Dabei sei hier unter „Ausgangsbedingungen“ alles gefasst,

was das Denken, Fühlen und Verhalten der Menschen beeinflusst, also sowohl das, was gerade in der Umwelt passiert als auch das, was gerade gedacht oder gefühlt wird. Solche Überlegungen werden von dem dynamischen Ansatz in den Vordergrund gestellt und von solch unterschiedlichen Forschungsprogrammen wie der ökologischen Psychologie, der Synergetik und dem Konnektionismus aufgegriffen.

Wollen wir nun verstehen, wie Menschen denken, fühlen, sich verhalten und sich bewegen, müssen wir die große Anzahl der verschiedenen Ausgangsbedingungen einschränken und die Wesentlichen finden. Dies ist der Ansatz der „Allgemeinen Modelltheorie“ von Stachowiak (1973). Welches „Modell“ man sich von dem Menschen macht, ist – ganz pragmatisch – abhängig von dem verfolgten Zweck, den beteiligten Personen, den zur Verfügung stehenden Methoden, den gerade vorherrschenden wissenschaftlichen Paradigmen usw. All diesen Modellen liegt ein – häufig nicht expliziertes – „Menschenbild“ zu Grunde. Dass die zu Grunde liegenden Modelle einen Einfluss auf die psychologische Theoriebildung haben, hat Herzog (1984) nachgewiesen. Gleichwohl stellte er fest, dass Modelle erst den Erkenntnisgegenstand der Psychologie konstituieren, da „das Psychische“ als solches der wissenschaftlichen Erkenntnis nicht zugänglich ist. Die Konsequenz daraus ist, dass Modelle notwendig – weil konstituierend – sind, die Unterschiede zum Modelloriginal aber expliziert werden müssen.

2.1 Das „Menschenbild“

Das dieser Arbeit zu Grunde liegende Menschenbild stützt sich auf zwei Annahmen: Erstens, dass der Mensch wie jeder Organismus grundsätzlich den Gesetzen der Evolution unterliegt. Bei einer funktionalen Modellierung von phylogenetisch sehr frühen Prozessen – wie sensorische, motorische und kognitive Prozesse der Bewegungsproduktion – ist zuerst die Frage zu klären, worin der evolutionäre Vorteil dieser Prozesse liegt. Aus Sicht der evolutionstheoretischen Denkweise überleben

die Spezies, die sich hinreichend an ihre Umweltbedingungen angepasst haben. Dabei soll hier die Evolution nicht als ein intentionales System betrachtet werden: Die Evolution kennt keine Ziele, sondern sie ist ein Mechanismus, bei dem durch Selektion unangemessenes Verhalten die Überlebenschance einer Spezies verringert und durch Variation neue Verhaltensformen ermöglicht werden.

Die zweite Grundannahme hängt mit der ersten zusammen: Es wird davon ausgegangen, dass es keine „externen“, metaphysischen Substanzen gibt, die das menschliche Denken, Fühlen und Verhalten beeinflussen. Dies hat zur Konsequenz, dass in der Modellierung auf einen Eingriff des Modellbildners, des Programmierers, in die Modelldynamik verzichtet werden sollte. Solche Eingriffe sind in vielen Modellen zur Bewegungssteuerung üblich, sie verstecken sich hinter Begriffen wie „Programmauswahl“ (z.B. Schmidt, 1975), „Zielvorgabe“ (Meinel & Schnabel, 1998), „Intention“ (Nitsch & Munzert, 1997). Hinter diesen Begriffen verstecken sich oft ungeklärte Mechanismen, die der Kategorie des phänomenalen Erlebens entspringen.

In konnektionistischen Modellen wird das menschliche Denken und Fühlen und meist auch das Verhalten und die Bewegungsproduktion mit Hilfe von künstlichen neuronalen Netzwerken (KNN) modelliert; komplexes Verhalten, bei dem die Aktivitäten zu vergangenen Zeitpunkten eine Rolle spielen, oft durch rekurrente KNN (rKNN). Die zweite Annahme wird berücksichtigt, indem die modellierten Eigenschaften sich aus der Dynamik eines Netzwerks ergeben, ohne dass vom Programmierer explizit eingegriffen wird. KNNs arbeiten nach einfachen, aufgabenunabhängigen Regeln, sogenannten „Lernregeln“, bei denen sich das Verhalten des Netzes in Abhängigkeit von Eingabe und Ausgabe verändert. Die Einzelheiten habe ich schon an anderer Stelle (Künzell, 1996) dargelegt, sie sollen nicht mehr Gegenstand dieser Arbeit sein (vgl. auch McClelland, Rumelhart & The PDP Research Group, 1986; bzw. Rumelhart, McClelland & The PDP Research Group, 1986).

Das Modellverhalten von rKNNs ist äquivalent zu dem Verhalten von nichtlinearen dynamischen Systemen (Jaeger, 1996). Dies bedeutet, dass das dynamische Ein- und Ausgabeverhalten des Netzwerks zwar deterministisch ist, jedoch nicht notwendigerweise vorhersehbar. Das dynamische Verhalten des Netzes wird durch seinen Zustand und die Inputvektoren eindeutig determiniert. Allerdings können schon kleinste Veränderungen des Netzzustands oder der Inputvektoren eine völlig andere Ausgabe des Netzes zur Konsequenz haben. Die Funktion zwischen Eingabe, Netzzustand und Ausgabe ist bei adaptiven rKNN von hinreichender Größe nicht vorherzusehen oder vorherzuberechnen, sie kann nur beobachtet werden, indem man die Inputvektoren in das Netz mit einem bestimmten Zustand eingibt und die Ausgabe protokolliert. Dies unterscheidet konnektionistische Modelle auch prinzipiell von den Informationsverarbeitungsansätzen, die auf der Computermetapher beruhen. Der Computermetapher liegt zu Grunde, dass menschliches Denken, Fühlen und Verhalten prinzipiell berechenbar ist, weil es wenig komplexen logischen Gesetzmäßigkeiten gehorcht. Obwohl konnektionistische Modelle auf Computern implementiert werden, ist deren „Verhalten“ im synergetischen Sinn chaotisch.

Was ist also das Menschenbild des Konnektionismus, was sind die pragmatischen Verkürzungen im „Menschenmodell“? Der Konnektionismus geht davon aus, dass auch das Verhalten des Menschen als dem Modelloriginal letztlich deterministisch ist, also vorherbestimmt durch den „Zustand“ und die „Inputvektoren“. Der „Zustand“ des Menschen wird hierbei bestimmt durch die genetische Disposition und durch alles, was bisher auf ihn eingewirkt hat, also alle Erfahrungen, Erlebnisse, Gefühle, Eindrücke, Ängste usw., die im Laufe des Lebens die Persönlichkeit des Menschen geformt haben, sowie durch aktuelle Einflüsse wie momentan erlebte Gefühle und Motivationen. Zu den „Inputvektoren“ des Menschen zählt alles, was zu einem Zeitpunkt von außen an physikalischen Reizen auf ihn einwirkt.

Von der Kernannahme her schließt sich der Konnektionismus dem klassischen französischen und englischen Materialismus an. LaMettrie denkt

diese Annahme in seinem Buch „L'homme machine“ (1748) als erster radikal zu Ende. Unter dieser Perspektive – dem materialistischen Monismus – gibt es keinen freien Willen, sondern der Mensch ist vorherbestimmt durch seine physiologischen Prozesse. Die Radikalität dieser Denkrichtung kommt am besten bei Laplace zum Ausdruck. Er konstruiert in einem Gedankenexperiment einen Dämon, der den Zustand und die Dynamik eines jeden einzelnen Atoms im Universum kennt sowie die Übergangsfunktion von einem Zustand zum nächsten. Dadurch wird der Dämon in die Lage versetzt, den Zustand der Welt und natürlich auch der in ihr lebenden Menschen in beliebige Zukünfte und Vergangenheiten voraus oder zurück zu berechnen. Diese Radikalität wird allerdings im Konnektionismus, in Anlehnung an die allgemeine Theorie dynamischer Systeme und an die „Chaos-Theorie“, aufgehoben. Der Laplacesche Dämon hat keine Chance, den Zustand der Welt und auch den Zustand des menschlichen Gehirns auch nur eine kurze Zeit vorauszuberechnen, denn – wie Poincaré bewies – können „unendlich“ kleine Veränderungen der Ausgangsbedingungen zu qualitativ anderen Ergebnissen führen. Übersetzt in die Ebene der Kognition bedeutet dies, dass unmessbar kleine Veränderungen der neuronalen Aktivierung ganz andere „Gedanken“ zur Folge haben können.

2.2 Beschränkungen

Wenn wir Sensorik, Motorik und Kognition als funktional im evoluti-onstheoretischen Sinne verstehen, bedeutet dies, dass sie sich entwickelt haben, weil sie an ihre Umwelt angepasstes Verhalten fördern und daher die Überlebenswahrscheinlichkeit einer Spezies steigern. Durch das Zusammenwirken sensorischer, kognitiver und motorischer Funktionen wird ein Lebewesen in die Lage versetzt, flexibel und effizient auf die sich ständig verändernde Umwelt zu reagieren. Selbstverständlich ist Kognition keine notwendige Bedingung, um umweltangepasstes Verhalten zu ermöglichen. Alle Pflanzen unterliegen den Gesetzen der Evolution und kommen ohne Kognition aus (über Sensorik und Motorik

verfügen manche Pflanzen in erstaunlich komplexer Form, sie können beispielsweise Schwerkraft, Licht, Wasser, Berührungen, Erschütterungen, chemische Verbindungen und Verletzungen wahrnehmen, sie können sich krümmen, klappen, schließen, schleudern, spritzen, vgl. Hensel, 1993). Sollen aber in einer sich ständig verändernden Umwelt adäquate Überlebensbedingungen *geschaffen* werden, ist dies ohne kognitive Komponenten nicht möglich.

Die Funktion sensorischer, motorischer und kognitiver Prozesse wäre es also, es dem Lebewesen zu ermöglichen, sich situationsangemessen zu verhalten. Wenn wir dies als gegeben voraussetzen, ergeben sich daraus einige Ableitungen:

- Um flexibel und effizient in der Umwelt agieren zu können, müssen Spezies die für ihr Überleben bedeutsamen Ereignisse *wahrnehmen*. Sie können also Bedeutsame von Unbedeutenden unterscheiden. Darüber hinaus unterscheiden sich bedeutsame in günstige und ungünstige Ereignisse. Wenn dieser Unterschied nicht festgestellt werden kann, ist ein Anpassen an die Situation nicht möglich. Anders formuliert: Um angepasst in der Umwelt agieren zu können, müssen Ereignisse bewertet werden, d.h. sie besitzen eine Qualität.
- Um auf die Umwelt einwirken zu können brauchen Spezies natürlich ein motorisches System. Und wenn eine hinreichende Flexibilität und Komplexität gegeben ist, muss das motorische System durch efferente Signale aus dem zentralen Nervensystem (ZNS) mit gesteuert werden. Dabei muss aus den vielen verschiedenen Verhaltensmöglichkeiten eine passende bestimmt werden.
- Flexibles und effizientes adaptives Verhalten ist nur möglich, wenn das Verhalten eines Organismus mit den bewerteten Ereignissen in Beziehung gesetzt werden kann. D.h. ein Organismus muss eine hinreichend funktionierende Heuristik besitzen, die darauf zielt zu erkennen, welche Ereignisse als Effekt des eigenen Verhaltens eintreten und welche Ereignisse unabhängig davon sind. Dies kann aber nur auseinander gehalten werden, wenn eine Hypothese über

die Effekte des eigenen Verhaltens erstellt wird, die sich dann bestätigt oder nicht. Die distalen Effekte des eigenen Verhaltens – also das, was in der Umwelt auf Grund dieses Verhaltens passiert – müssen somit zum Zeitpunkt der Durchführung dieses Verhaltens *vorhergesehen* werden können.

- Zudem muss es ein Gedächtnis geben, das diese Vorhersage so lange bereithält, bis die Verhaltenseffekte eingetreten sind, um die antizipierten und die tatsächlich eingetretenen Effekte miteinander zu vergleichen und so das Verhalten anpassen zu können.

Die hier ausgeführten Überlegungen haben für das in dieser Arbeit erstellte Modell die Konsequenz, dass motorisches Lernen mit einem adaptiven dynamischen Modell simuliert werden soll, das Komponenten für die Wahrnehmung, die Motorik, die Antizipation und das Gedächtnis verwendet. Dabei werden kognitive Wahrnehmungsleistungen als bereits vorhanden angenommen. Das Gedächtnis wird nicht explizit modelliert, sondern ergibt sich aus der parallelen, verteilten, rekurrenten Architektur des Modells.

Nach dieser allgemeinen und grundsätzlichen Einleitung wird der Anspruch deutlich eingeschränkt, denn „das motorische Lernen des Menschen“ modellieren zu wollen wäre vermessen. Ich beschränke mich in dieser Arbeit auf die Modellierung informationsverarbeitender Prozesse, die die Steuerung, aber auch das implizite Lernen von Spurverfolgungsaufgaben bewerkstelligen. Einige Eigenschaften des menschlichen Lernens bleiben dabei außerhalb des Erkenntnisinteresses. Die wichtigsten davon sind sicherlich bewusste Prozesse, ebenso wichtig motivationale Aspekte. Ein solches Modell mag aus der Sicht anderer Wissenschaftsdisziplinen wie beispielsweise der Sportpädagogik unbrauchbar sein, doch zeichnet – wie oben schon erwähnt – Modelle aus, dass sie für bestimmte Zwecke und bestimmte Zielgruppen entworfen werden.

In dem hier entworfenen Modell wird versucht, grundlegende Eigenschaften, die Menschen und vielen Tieren gemeinsam sind, aufzudecken. Ziel ist also, grundsätzlich hinter das Funktionieren des motorischen

Lernens zu schauen. Meine Hoffnung ist dabei, dass die hier ausgeklammerten, nicht modellierten Eigenschaften das Modell ergänzen, es aber nicht unbrauchbar machen.

3 Modellkomponenten – S-R-E-Tripel

Ziel dieses Kapitels ist es zu untersuchen, welche Komponenten für eine Modellierung der Bewegungsproduktion sinnvoller Weise angenommen werden müssen und welche nicht. Dabei wird versucht, diese Komponenten auf funktionale Weise herzuleiten, um sie daraufhin in verschiedenen Theorien zur motorischen Kontrolle und zum motorischen Lernen zu verorten. Es wird begründet, dass eine Vorhersage der durch Eigenbewegung erzeugten Effekte notwendig ist und gezeigt, dass die Verarbeitung der Efferenzkopie dabei einen sehr plausiblen Mechanismus darstellt.

Aus den Überlegungen des vorigen Kapitels wurde deutlich, dass die für die Kontrolle und das Lernen von Bewegungen wichtigen Komponenten die Wahrnehmung, die Auswahl der Bewegung und die Vorhersage der Bewegungsergebnisse sind. Dies entspricht in psychologischer Terminologie dem Stimulus (S), der Reaktion (R) sowie dem Verhaltenseffekt (E). Verfolgt man einen funktionalen Ansatz, gehören diese drei Komponenten zusammen, sie bilden S-R-E-Tripel. Motorisches Lernen zu simulieren verlangt, die Interaktionen zwischen den Komponenten zu betrachten und zu analysieren.

3.1 Das Erlernen der Wahrnehmung von Ausgangsbedingungen

Wahrnehmen bedeutet nicht, eine möglichst realitätsgenaue Abbildung der Umwelt und des eigenen Körpers zu erstellen. Das Wahrnehmen wird vom Menschen erlernt, die Lerndynamik folgt funktionalen Kriterien. Wir lernen nicht, etwas wahrzunehmen, um es zu wissen. Wir lernen, weil die Wahrnehmung eines Umweltereignisses von Bedeutung für uns ist, also beispielsweise unserem Wohlbefinden, unserer Bequem-

lichkeit oder unserer Fertigkeit, einen Tennisschlag zu retournieren dient. Einen Mechanismus zum Erlernen der Differenzierung der Wahrnehmung hat Hoffmann (1993) vorgeschlagen und durch Abbildung 1 verdeutlicht. Ausgangspunkt sind Verbindungen von Reiz (S_{Ausg}), Reaktion (R) und antizipierter Konsequenz (K_{Ant}), die dem Verhaltenseffekt entspricht. Nachdem eine Reaktion unter bestimmten Ausgangsbedingungen stattgefunden hat, wird der tatsächliche, reale Effekt mit dem unter diesen Bedingungen antizipierten Effekt verglichen. Geht dieser Vergleich positiv aus, das heißt stimmen antizipierter und tatsächlicher Effekt überein, wird die SRE-Verbindung verstärkt. Bei einem negativen Vergleich wird die Wahrnehmung des Ausgangsreizes differenziert.

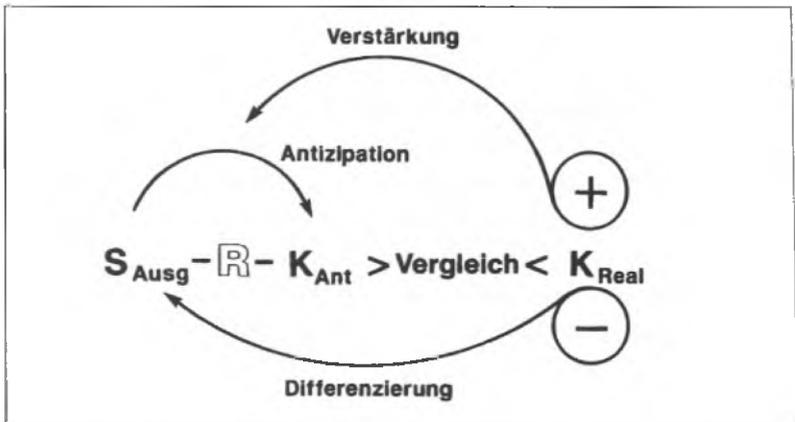


Abbildung 1: Veranschaulichung der Struktur eines hypothetischen Lernmechanismus zur Differenzierung der Wahrnehmung und zur Verstärkung von vorhandenen verhaltenssteuernden Antizipationen (aus Hoffmann, 1993, S. 44).

Hoffmann selbst behauptet, dieser Mechanismus diene „dem Aufbau verhaltenssteuernder Antizipationen“, doch das eigentliche Lernen findet durch die Differenzierung der Wahrnehmung der Ausgangsbedingungen statt. In gewisser Weise kann auch die Verstärkung der bestehenden S-R-E-Tripel im Fall einer korrekten Antizipation als Lernen bezeichnet werden, wobei unklar bleibt, ob diese Veränderungen auch verhaltensrelevant werden und damit beobachtbar sein können. Das Modell von Hoffmann wird in dieser Arbeit als Wahrnehmungslernen behandelt, denn dort wird der Schwerpunkt des Lernmechanismus gesehen.

Wir verhalten uns ständig, wir leben in einem Verhaltensstrom. In Paraphrasierung von Watzlawicks erstem Axiom zur Kommunikation („Man kann nicht nicht kommunizieren“) kann man sagen, dass es unmöglich ist, sich nicht zu verhalten. In diesem Verhaltensstrom können wir aber unser Verhalten zeitlich strukturieren, wir können von einzelnen Verhaltensakten sprechen, die einen Anfang und ein Ende haben. Ein Weitsprung beginnt mit dem ersten Anlaufschritt und endet mit dem Verlassen der Grube. Trotzdem ist natürlich das Ende eines Verhaltensakts immer auch zugleich der Beginn eines neuen. Und auch innerhalb des Verhaltensakts gibt es Möglichkeiten der zeitlichen Strukturierung, so kann beispielsweise der Weitsprung mühelos in Anlauf, Absprung, Flug und Landung unterteilt werden. Wenn wir also von Verhaltensakten reden, dann ist dies eine zwar sinnvolle, aber willkürliche zeitliche Strukturierung des Verhaltensstroms. Nur mit dieser Strukturierung können wir von „Ausgangsbedingungen“ und „Effekten“ eines Verhaltensaktes sprechen. Die wahrgenommenen Stimuli zu Beginn einer Bewegung sind die Ausgangsbedingungen, die wahrgenommenen Stimuli zum oder nach dem Ende einer Bewegung ihre Effekte. Es wird unmittelbar deutlich, dass die Funktion der Wahrnehmung innerhalb des Verhaltensstroms eine zweifache ist. Sie dient zugleich der Erfassung der Effekte vergangenen Verhaltens wie auch der Bestimmung der Ausgangsbedingungen für das weitere Verhalten. Hoffmanns Lernmechanismus kann aber nur die Wahrnehmung der Ausgangsbedingungen differenzieren. Die Wahrnehmung der Effekte, von ihm auch „reale“ Konsequenz genannt, scheint keinem Fehler unterliegen zu können. Hier besteht nach Hoffmann keine Notwendigkeit für einen Lernmechanismus.

Trotz dieser Beschränkung wird durch Hoffmanns Modell der antizipativen Verhaltenskontrolle deutlich, dass motorisches Lernen und das Lernen der Wahrnehmung unmittelbar zusammenhängen und sich nicht voneinander trennen lassen. Es geht beim sensomotorischen Lernen um den Erwerb der SRK-Tripel. Hoffmann formuliert einen Mechanismus zur Differenzierung der Wahrnehmung von S_{Ausg} . Aus sportwissenschaftlicher Sicht müssen aber auch Lernmechanismen für die Adapta-

tion von R und E formuliert werden. Dies wird in den folgenden beiden Unterabschnitten thematisiert.

3.2 Das Erlernen der Vorhersage von Verhaltenseffekten...

Dass es eine funktionale Einheit geben muss, die die Vorhersage von Verhaltenseffekten bereitstellt, wird in den meisten Theorien zum motorischen Lernen und zur motorischen Kontrolle angenommen. Die Grundproblematik wurde schon 1852 von Lotze formuliert und in unterschiedlichen Facetten von Wundt, James, Münsterberg, Dewey und Ach thematisiert (vgl. dazu Hoffmann, 1993). Einige für die Motorik wichtige Modelle werden im Folgenden vorgestellt.

3.2.1 ... bei von Holst und Mittelstaedt (1950)

Die Frage nach den Effekten der eigenen Bewegungen und deren Vorhersage stellt sich schon bei einfachen Augenbewegungen. Wenn wir unsere Augen bewegen, ändern die auf der Retina abgebildeten Lichtreize der Umwelt ihre Position. Diese Positionsveränderung hat aber nicht in der Umwelt stattgefunden, sondern ist ein Effekt, der allein auf der Bewegung der Augen beruht. Nun ist es aber keinesfalls so, dass uns dieses durch die Augenbewegung verursachte Verrutschen der Umwelt auf der Retina überrascht und wir wahrnehmen, dass die Umwelt verrutscht sei. Den durch unsere Augenbewegung erzeugten Effekt haben wir vorhergesehen, erwartet. Und da das Unterscheiden von Reizänderungen, die sich aufgrund der eigenen Aktivität ergeben und solchen, die in der Umwelt passieren, von entscheidender Bedeutung für das Überleben einer bewegungsbegabten Spezies ist, kann angenommen werden, dass ein solches Vorhersehen auch bei Tieren vorhanden sein muss.

Diese Überlegungen führten von Holst und Mittelstaedt (1950) zur Formulierung des Reafferenzprinzips. Nach ihren Überlegungen können die von den Analysatoren zurückgemeldeten Afferenzen in zwei Kom-

ponenten aufgeteilt werden, die Reafferenz und die Exafferenz. Die Reafferenz entspricht dabei der Summe der Reizkonstellationen, die nach einer Eigenbewegung entsteht, während die Exafferenz ausschließlich die durch die Bewegung der Umwelt entstehenden Reize darstellt. Die Exafferenz – im Beispiel der Augenbewegung also die tatsächlich in der Umwelt geschehene Bewegung – kann nach von Holst und Mittelstaedt dadurch „berechnet“ werden, dass auf Grundlage einer Kopie der Efferenzen an die Augenmuskulatur deren Bewegungen und die daraus resultierende Reizkonstellation geschätzt werden. Von den eintreffenden afferenten Signalen wird die Efferenzkopie abgezogen. Damit verschwindet der Anteil der Reafferenz aus der Afferenz und der Anteil der Exafferenz bleibt übrig. Im Falle einer unbewegten Umwelt entsprechen sich Efferenzkopie und Reafferenz, die Exafferenz ist „Null“ (vgl. Abbildung 2).

Dieses Prinzip haben von Holst und Mittelstaedt in mehreren Experimenten überprüft. In ihrem bekanntesten Experiment setzen sie die Fliege *Eristalis* in einen längsgestreiften Zylinder, dessen Wand sich drehen kann. Das Tier folgt dabei üblicherweise der Drehung der Zylinderwand, es versucht sozusagen, sein Blickfeld festzuhalten. Von Holst und Mittelstaedt drehten nun den Kopf des Tiers um 180 Grad und fixierten ihn. Dadurch wurde die visuelle Wahrnehmung seitenverkehrt. Bei einer Drehung der Zylinderwand begann das so manipulierte Tier mit einer Eigendrehung im Gegensinn, die sich wegen des den Erwartungen entgegengesetzten Effekts kontinuierlich verstärkte. Auch die „willkürlichen“ Eigenbewegungen im unbewegten Streifenzyylinder waren gestört. „*Eristalis* dreht sich ständig nach rechts oder links in engem Kreise, oder es erfolgen kürzere heftige Rechts-links-Wendungen ...“ (von Holst & Mittelstaedt, 1950, S. 465). Bei zurückgedrehtem Kopf ist das Verhalten der Fliege wieder völlig normal. Von Holst und Mittelstaedt interpretieren diesen Befund so, dass sich im Normalfall mit unverdrehtem Kopf bei ruhendem Zylinder die durch die Eigenbewegung der Fliege entstehende Reafferenz sich mit der ebenfalls dabei entstehenden Efferenzkopie genau aufheben, die Exafferenz ist also Null. Die Fliege nimmt also keine Bewegung der Zylinderwände wahr, was ja auch den Tatsachen

Transformationsprozess muss daher für Lebewesen, die sich an flexible Umwelten anpassen können, adaptiv sein.

3.2.2 ... bei Hein und Held

Diese Überlegung wurde von Hein und Held aufgegriffen (Hein, 1974; Hein & Held, 1962; Held & Hein, 1958; Held & Hein, 1963). Sie ergänzen das Reafferenzprinzip durch einen Korrelationsspeicher zwischen dem efferenten Signal und dem Komparator, in dem das Korrelat und die reafferenten Signale miteinander verglichen werden (vgl. auch Heuer, 1983). In Umlernexperimenten konnten Hein und Held nachweisen, dass die Beziehung zwischen motorischem Akt und dem Handlungsergebnis adaptiv sein muss. Dazu setzten sie Versuchspersonen (Vpn) Prismenbrillen auf, die eine seitliche Verschiebung des visuellen Bilds zur Folge hatten. In einem Vortest hatten die Vpn die Aufgabe, ohne visuelle Kontrolle, d.h. ohne dass sie ihren Arm sehen konnten, geradeaus zu zeigen. Das Treatment bestand darin, mit durch die Prismenbrille verschobenem Blickfeld, aber wiederum ohne visuelle Kontrolle der Armposition, auf einen Punkt zu zeigen, der geradeaus gesehen wurde, in Wirklichkeit aber seitlich verschoben war. Die Vpn erhielten Rückmeldung über die Abweichung zwischen der Zeigebewegung und dem präsentierten Punkt. Nach einigen Durchgängen zeigten die Vpn im Nachtest auf eine seitlich abweichende Stelle, obwohl die Aufgabe wie im Vortest darin bestand, geradeaus zu zeigen. Nach dem Treatment wird also eine andere Zeigeposition als geradeaus eingeschätzt als vor dem Treatment.

Geht man nun wie Hein und Held davon aus, dass sich die Exafferenz durch die Subtraktion von Reafferenz und Efferenzkopie ergibt, so muss sich diese Zuordnung durch das Treatment geändert haben. Die Reafferenz ist im Vor- und im Nachtest die gleiche. Die Efferenzkopie unterscheidet sich jedoch, denn die Versuchsperson (Vp) zeigt nach dem Treatment nicht geradeaus, sondern auf einen verschobenen Punkt. Also müssen auch die diese Bewegung produzierenden Efferenzen verschieden von denen sein, die korrektes Geradeauszeigen bewirken. Die Vp bemerkt und korrigiert ihren Fehler jedoch nicht, das heißt die Exaffe-

renz muss die gleiche sein. Folglich hat sich die Zuordnung zwischen Efferenzkopie und Exafferenz durch das Treatment verändert. Damit belegen Hein und Held, dass zumindest beim Menschen diese Zuordnung adaptiv sein muss und nicht fest verdrahtet, wie von Holst und Mittelstaedt annahmen.

Problematisch an den Experimenten von von Holst und Mittelstaedt und denen von Held und Hein ist, dass sie nicht zwischen der Efferenzkopie und den propriozeptiven Rückmeldungen differenzieren. Durchaus vorstellbar und plausibel ist die Idee, dass die Eigenbewegungen und deren Effekte nicht (nur) durch die Efferenzkopie, sondern durch die Propriozeption aus den an der Bewegung beteiligten Muskeln und Gelenken bereitgestellt wird. So könnte im Modell von von Holst und Mittelstaedt auch die propriozeptive Rückmeldung aus der Augenmuskulatur Information über den Betrag der Augenbewegung geben. Soll die Allgemeingültigkeit des Reafferenzprinzips experimentell nachgewiesen werden, so müssen Versuchsbedingungen geschaffen werden, in denen propriozeptive Afferenzen sowie motorische Efferenzen unabhängig voneinander manipuliert werden können. Dies erweist sich als methodisch außerordentlich schwierig. Die in dieser Arbeit verfolgte Methode der Computersimulation könnte einen gangbaren Weg darstellen.

3.2.3 ... bei Anochin (1967)

Propriozeptive Afferenzen sowie die über die Efferenzkopie erhaltenen „zentralen Afferenzen“ können als interozeptive Rückmeldung bezeichnet werden, also Informationen, die innerhalb des Körpers entstehen. Sie sind aber sicher nicht die einzigen Informationen, die genutzt werden. Eine zumindest ebenso wichtige Rolle spielen beim Menschen, aber auch den meisten höher entwickelten Tieren die exterozeptiven Rückmeldungen, also die Informationen von Auge, Ohr und (wohl eher bei Tieren) Nase. Das erwünschte Ziel einer Bewegung liegt selten in der Bewegung selbst, sehr oft ist es durch eine Veränderung in der Umwelt gekennzeichnet. Diese Umweltveränderungen können durch die distalen

Analysatoren wahrgenommen werden. Aber auch und gerade für distale Bewegungsergebnisse gilt, dass sie vorhergesagt werden müssen.

Die Unterschiede zwischen Efferenzkopie, propriozeptiver und exterozeptiver Rückmeldung hält Anochin für nicht so bedeutsam. Er bezeichnet die durch die Efferenzkopie bereitgestellten Informationen über die Bewegung und die darauf beruhende Schätzung des Ergebnisses als Afferenzen und interessiert sich nicht speziell dafür, welche Art der Afferenz nun welchen Beitrag zur Schätzung des Bewegungsergebnisses liefert. Aus der Gesamtheit aller Afferenzen muss der Organismus die relevanten Informationen herausuchen. Diesen Vorgang bezeichnet Anochin als „Afferenzsynthese“. Sie organisiert sich nach funktionalen Gesichtspunkten, wobei das Ziel des Verhaltensakts diese Selbstorganisation strukturiert. Die Schätzung des Ergebnisses der Handlung bezeichnet er als Handlungsakzeptor. „In allen Fällen, in denen das Gehirn über Endneurone Erregungen zu den peripheren Arbeitsapparaten ausendet, wird gleichzeitig mit dem efferenten ‚Kommando‘ ein bestimmtes afferentes Modell gebildet, das die Parameter der künftigen Ergebnisse vorwegzunehmen erlaubt und die Möglichkeit gibt, diese Vorhersage am Ende der Handlung mit den Parametern der tatsächlichen Bewegung zu vergleichen“ (Anochin 1967, S. 78, im Original hervorgehoben). Die Rolle dieses Akzeptors ist es nicht nur, den Erfolg einer Handlung zu beurteilen, sondern auch weitere Handlungen zu initiieren. Falls die Ergebnisse der Handlung nicht die erwarteten sind, werden sie nicht akzeptiert, und eine Orientierungsreaktion wird ausgelöst.

3.2.4 ... bei Schmidt (1975)

Die Schematheorie von Schmidt ist eine der wenigen Theorien zum motorischen Lernen, bei der die Efferenzkopie keine Rolle spielt. Sie geht davon aus, dass es zwei Gedächtniszustände geben muss, um Bewegungen lernen zu können, das Erinnerungsgedächtnis (recall memory) und das Wiedererkennungsgedächtnis (recognition memory). Diese Trennung der beiden Gedächtniszustände übernimmt Schmidt von der Gedächtnispsychologie, in der zwischen dem aktiven Erinnern

(*recall*) und dem passiven Wiedererkennen (*recognition*) unterschieden wird.

In dem Erinnerungsgedächtnis werden auf Grundlage der schematisch gespeicherten Informationen über die Beziehung von Ausgangsbedingungen, früherer Handlungsspezifikationen (d.h. den Parametern für das bereits „irgendwie“ ausgewählte motorische Programm) und damit erreichten Ergebnissen früherer Bewegungen die bei den vorliegenden aktuellen Ausgangsbedingungen und dem gewünschten Ergebnis erforderlichen Handlungsspezifikationen festgelegt. Das Erinnerungsgedächtnis produziert in gewisser Weise also die Efferenzen, wobei in Schmidts Theorie nur die Parameter eines Bewegungsprogramms, nicht aber die Auswahl des Programms selbst, festgelegt wird.

Das Wiedererkennungsschema (*recognition schema*) leistet in gewisser Hinsicht die Antizipation des Bewegungsergebnisses. Aus früheren Bewegungen werden schematisch die bei dem gewünschten Ergebnis und den wahrgenommenen Ausgangsbedingungen erwarteten sensorischen Konsequenzen ermittelt. Die tatsächlichen Handlungsspezifikationen und damit auch die tatsächlich ausgeführte Bewegung gehen bei dieser Ermittlung nicht mit ein. Die erwarteten sensorischen Konsequenzen sind unabhängig von der tatsächlich ausgeführten Bewegung, erwartet werden die Konsequenzen, die eintreffen, wenn das Bewegungsziel erreicht wurde. Damit wird ein Unterschied zu der oben formulierten Antizipation deutlich: Diese sollte (über propriozeptive Rückmeldung oder durch Verrechnung einer Efferenzkopie) eine Schätzung der tatsächlich eintretenden Bewegungseffekte liefern.

Die Schmidts Schematheorie zu Grunde liegende Unabhängigkeit von Erinnerungs- und Wiedererkennungsschema ist schon von Munzert (1989, S. 173ff.) kritisiert worden. Er weist darauf hin, dass der wissenschaftstheoretische Hintergrund von Schmidts Schematheorie auf der klassischen Trennung von Wahrnehmung und Handlung beruht. Diese Trennung widerspricht einer ökologisch orientierten Ansatzweise und macht die Theoriebildung unnötig kompliziert. Einfacher – und ökologisch valider – ist es anzunehmen, dass Motorik und Wahrnehmung

gemeinsam kodiert sind. Dann bedarf es auch keiner komplizierten Transformationen und keines eigenen Gedächtniszustands, um ausgeführte Handlungen und erwartete Wahrnehmungen miteinander zu vergleichen.

Im Sport ist das Phänomen, dass die erwarteten sensorischen Konsequenzen von den Konsequenzen der korrekten Bewegung abweichen, bekannt. Wir werfen einen Basketball, und noch im Moment des Wurfs „wissen“ wir, dass der Ball neben den Korb gehen wird. Die sensorische exterozeptive Rückmeldung der korrekten Bewegung wäre ein ohne Ringberührung in den Korb fliegender Basketball. Dies sind jedoch eben nicht die nach jedem Wurf erwarteten sensorischen Konsequenzen. Die sensorischen Konsequenzen der tatsächlichen Bewegung werden nach Schmidt aber nicht vorhergesehen. Insbesondere schließt er die Verarbeitung einer Efferenzkopie aus: „In dieser Theorie [der Schematheorie, S.K.] ist – wie dargestellt – kein Platz für die Efferenzkopie als einem Mechanismus, der es der Vp erlauben kann, Fehler in Termini des Erreichens des gewünschten Ziels zu bestimmen“ (Schmidt 1975, Übersetzung Kaul/Zimmermann in Schmidt, 1990, S. 76).

3.2.5 ... bei Jordan und Rumelhart (1992)

Aktuelle Positionen zum motorischen Lernen verwenden gerne die Unterteilung in ein inverses Modell und ein Vorwärtsmodell (Konczak, im Druck). Diese ursprünglich der Kontrolltheorie entstammende Sichtweise wurde durch die Veröffentlichung von Jordan und Rumelhart (1992) innerhalb der Motorikforschung populär gemacht. Das Vorwärtsmodell ist dabei ein internes Modell der Umwelt und dient dazu, die Effekte der eigenen Handlung vorherzusehen sowie eventuelle Bewegungsfehler in der Umwelt in Fehler auf der Ebene der Muskelbefehle zu transformieren. Dieses interne Modell verarbeitet – anders als Schmidts Wiedererkennungsschema – eine Kopie der Efferenzen sowie die aktuellen Umweltbedingungen, um aus diesen beiden Komponenten das antizipierte Bewegungsergebnis zu bestimmen. Dieses Modell wurde von Jordan und Rumelhart als ein rekurrentes künstliches neuronales

Netzwerk implementiert. Eine umfassende Darstellung habe ich schon an anderer Stelle gegeben und möchte dies deswegen hier nicht wiederholen (vgl. Künzell 1996).

3.3 Die Auswahl der Bewegung

Die Auswahl der Bewegung ist eine große Leerstelle in vielen Theorien zur motorischen Kontrolle und zum motorischen Lernen. Dies ist nicht verwunderlich, denn die Auswahl der Bewegung ist eng verknüpft mit der Auswahl des Bewegungsziels. Die Auswahl des Bewegungsziels – so wird oft angenommen – geschieht letztlich durch bewusste Prozesse. Die Integration des Bewusstseins in die Modellbildung scheuen die meisten Theoretiker. Sie befürchten, einen Kategorienfehler zu begehen, von der Kategorie des Phänomenalen zur Kategorie des Psychophysischen, vom bewussten Erleben zum Aktivieren von neuronalen Erregungsmustern. Eine unbefriedigende Lösung dieses Problems ist es, vor dieser „Erklärungskluft“ Halt zu machen. Schmidt (1975/1990) beispielsweise formuliert seine Theorie ab dem Punkt, an dem das Bewegungsziel feststeht und die Bewegung ausgewählt worden ist. Alles, was davor passiert, ist außerhalb des Fokus' der Theorie. Eine unbefriedigende Antwort ist es, ein Kästchen mit „zentraler Prozessor“ zu beschriften, ihn auf ungeklärte Weise mit Bewusstsein zu verknüpfen und zu behaupten, dieser errechne die Ziele. Die Beschränktheit solcher Ansätze sowie einige sich aus konnektionistischer Sichtweise ergebende Überlegungen sollen im nächsten Abschnitt erläutert werden.

3.3.1 Gibt es ein Entscheidungszentrum?

Einer der bemerkenswertesten Momente bei der Ausbildung des Verhaltensaktes ist der Augenblick, in dem die „Entscheidung gefällt“ wird, gerade diese und keine andere Handlung auszuführen (Anochin, 1967, S. 56).

Zweifellos ist es eine Aufgabe des Gehirns, aus den inneren und äußeren Zuständen *genau ein* passendes Verhalten zu erzeugen. Der gegen Ende des vorigen Jahrhunderts vorherrschenden Computermetapher des Psychischen verdanken wir die lange Zeit dominierende Ansicht, dass eine zentrale Exekutive, eine „central processing unit“, als oberste Instanz für die Kontrolle aller Entscheidungsprozesse verantwortlich sein muss. Die Leistung des kognitiven Systems, auf die vielen Reize und internen Zustände mit einem adäquaten Verhalten zu antworten, wurde dieser zentralen Kontrollinstanz zugeschrieben. Als Konsequenz aus der Computermetapher ging man davon aus, dass Informationen nur sequentiell verarbeitet werden können – immer eine Information nach der anderen – und auch nur eine Entscheidung nach der anderen gefällt werden kann (z.B. Anderson, 1982). Dies führte zu Fragestellungen wie die nach den „Umschaltkosten“, d.h. der Zeit, die für das Umschalten zwischen zwei Prozessen benötigt wird, sowie zu Untersuchungen zu Doppel- bzw. Mehrfachaufgaben. Interessant hierbei war die Annahme, dass sogenannte automatisierte Prozesse nicht von der zentralen Kontrollinstanz entschieden werden, sondern „von alleine“ ablaufen. Daher verursachen sie keine Kosten und sollten eine zusätzliche Aufgabe nicht beeinflussen. Der wesentliche Teil der Informationsverarbeitung soll in diesem Paradigma aber von der zentralen Kontrollinstanz verarbeitet werden. Sie bildet sozusagen den Engpass, einen Flaschenhals, durch den fast alle Kognition „hindurch“ muss. Aus einer Fülle von experimentellen Befunden hierzu konnte aber keine stringente Theorie abgeleitet werden: „Im Rückblick sind die Ergebnisse der langjährigen Untersuchung von Mehrfach Tätigkeiten allerdings enttäuschend: Die meisten Studien beschäftigten sich mit der Suche nach dem Flaschenhals oder nach Aufgaben, die nicht von seiner Existenz betroffen sind, während

Überlegungen zu den verantwortlichen Mechanismen so gut wie nicht existierten.“ (Daum, Hommel & Kluwe, 2001, S. 10)

Funktional betrachtet kommen wir zu einer anderen Sichtweise. Die Metapher eines Flaschenhalses, vor dem sich die Flüssigkeit staut, ist wenig hilfreich, zumal die kapazitären Beschränkungen des Computers nicht auf das biologische Gehirn zu übertragen sind. Stattdessen ist die Entscheidung für *ein* Verhalten als funktionale Notwendigkeit anzusehen (Allport, 1987; Neumann & Prinz, 1990). Neumann macht dies mit einem Beispiel deutlich:

Es muß ... entschieden werden, für welche Handlung die verfügbaren Effektoren rekrutiert werden – ob man als Autofahrer seine rechte Hand beispielsweise zum Schalten benutzt oder zu einer Geste, mit der man das Gespräch mit dem Beifahrer unterstreicht. Beides zugleich geht nicht. Der Versuch, den Effektor für beide Handlungen zu rekrutieren, würde in einer Geste enden, die vermutlich weder der Verkehrssicherheit förderlich noch dem Mitfahrer verständlich wäre (Neumann, 1993, S. 72).

Das Gehirn ist durch seine physiologische Funktionsweise auf diese Aufgabe bestens vorbereitet. In gewisser Hinsicht kann schon das einzelne Neuron als „Entscheider“ verstanden werden. Aus einer Menge von eingehenden Signalen produziert das Neuron (in Abhängigkeit von seinem Zustand) genau ein dynamisches Erregungsmuster. Allerdings verteilt es seine Entscheidung dann oft wieder auf viele verschiedene andere Neurone, die wiederum auf der Grundlage ihres Zustands und ihrer Erregung sich „entscheiden“ müssen (vgl. auch Anochin 1967, 57ff.). Bedienen wir uns des KNN als Metapher, so wird aus dem Bild des Neurons als „Entscheider“ verschiedenes deutlich. Erstens muss dem „Entscheider“ auf der Ebene des phänomenalen Erlebens kein Pendant auf der physiologischen Ebene entsprechen. Phänomenal kann das Erleben einer Komponente, die die Entscheidung über einen Verhaltensakt fällt, sehr sinnvoll sein. Trotzdem mag es sein, dass es in unserem Gehirn keine Stelle gibt, an der dieser „Entscheider“ sitzt. Von dem sensorischen Neuron, das Reize aufnimmt, bis zum Motoneuron, das den Muskel erregt, werden in gewisser Hinsicht ständig „Entscheidungen“ getroffen. Daher ist es unplausibel anzunehmen, es gäbe ein „Entscheidungszentrum“ im Gehirn: Zumindest Anteile der exekutiven Kontrolle

müssen parallel und verteilt repräsentiert sein. Zudem ist es, wenn wir bei der Netzwerkmetapher bleiben, schwierig, so etwas wie eine „Doppelaufgabe“ zu identifizieren. Die vom kognitiven System wahrgenommenen Informationen sind unbeschreiblich komplex, gleiches gilt für die das Verhalten auslösenden efferenten Signale. Um diese Komplexität zu verarbeiten, muss die Information unter funktionalen Gesichtspunkten zusammengefasst werden. Dies ist bei der Wahrnehmung ein häufig untersuchtes Phänomen. Kognitionspsychologen bezeichnen dies als „chunking“. In der ökologischen Psychologie geschieht die Zusammenfassung der Information schon in der Umwelt. Wir nehmen nach dieser Theorie unmittelbar Bedeutungen wahr. Doppelaufgaben sind nur so lange zwei Aufgaben, bis sie zu einer Aufgabe zusammengefasst werden. So wird der Sprungwurf im Handball allgemein nicht als Doppel- oder Mehrfachaufgabe angesehen, obwohl dabei gesprungen, geworfen und das Tor und die Bewegungen des Torwarts beobachtet werden müssen.

Auf der Seite der Verhaltensproduktion wird Betrachtung von Bewegung unter funktionellen Aspekten in der Psychologie kaum thematisiert. Es gibt für sie nur genau ein richtiges Bewegungsverhalten. Hier ist es die Bewegungswissenschaft, die auf die große Anzahl der Freiheitsgrade bei der Bewegung hinweist und ihre Koppelung untersucht. Die Anzahl der Freiheitsgrade entspricht nun aber genau der Anzahl der „Entscheidungen“, die getroffen werden müssen. Es erscheint unsinnig, hier anzunehmen, dass dies von einem einzigen zentralen Kontrollmechanismus geschieht, und dies nimmt auch niemand ernsthaft an. Ein zentraler Prozessor wäre damit völlig überfordert. Alle diese „Entscheidungen“ werden – oft auf neuronaler Ebene – getroffen, ohne dass eine zentrale Kontrollinstanz darauf Einfluss hätte.

3.3.2 Bewusstsein und Kausalität

In der konnektionistischen Denkweise ist es also schwierig, den Ort der Entscheidung zu finden. „Entscheidungen“ finden immer und überall statt, es gibt kein Entscheidungszentrum, wo die „letzten“ Entscheidun-

gen getroffen werden, keinen Homunkulus, der das „Ich“ repräsentiert und aus sich heraus aktiv wird. Es stellt sich die Frage nach der Validität eines solchen Modells für menschliches Verhalten. In Modellen, die sich mit dem Entstehen von Entscheidungen beschäftigen, wird üblicherweise dem „Willen“ die Aufgabe der Entscheidungsfindung übertragen. Die daraus resultierenden Bewegungen werden deswegen auch *Willkürbewegung* genannt. Welche Rolle spielt der Wille bei der Auswahl von Handlungszielen, Verhaltensakten, der Auswahl von Bewegungen? In der modernen Bewusstseinsforschung wird die kausale Rolle des Willens in Frage gestellt. So konnte Libet (1977) in einer methodisch allerdings umstrittenen Untersuchung nachweisen, dass die handlungsvorbereitenden Potentiale im EEG schon circa eine halbe Sekunde vor der willentlichen Entscheidung für eine Bewegung zu beobachten sind. Hossner (2001) hat mögliche Konsequenzen aus den Überlegungen der Bewusstseinsforschung für die Motorikforschung thematisiert. Dazu differenziert er zunächst – in Anlehnung an Block (1996) – den Bewusstseinsbegriff in ein Zugangsbewusstsein (Z-Bewusstsein) und ein phänomenales Bewusstsein (P-Bewusstsein). Kurz gefasst ist das Z-Bewusstsein repräsentational und funktional, ein Bewusstwerden darüber, dass etwas ist. Das P-Bewusstsein ist phänomenal, nicht-funktional, ein Bewusstwerden darüber, wie es sich anfühlt, in einem Zustand zu sein (vgl. Block, 1996, S. 537ff.; auch Nagel, 1974). Hossner kommt nun – Argumentationslinien von Chalmers (1996) und Windmann und Durstewitz (2000) aufgreifend – zu dem Schluss, dass phänomenales Bewusstsein im evolutionären Sinne funktionslos sein muss. Daraus folgert er für die Modellbildung zur motorischen Kontrolle:

Wenn es darum geht, wie motorische Kontrolle „funktioniert“, erweisen sich ... theoretische Vorstellungen wie die ... Ansätze zur Effektkodierung und antizipativen Verhaltenskontrolle als absolut angemessen – und dies nicht, *obwohl* sie phänomenale Bewusstseinsaspekte unberücksichtigt lassen, sondern gerade, *weil* sie dies tun. (Hossner 2001, S. 147, Hervorhebungen im Original).

Akzeptiert man diesen – hier nur kurz dargestellten – Gedankengang, so bleibt festzustellen, dass es durchaus nicht gegen das hier beabsichtigte konnektionistische Modell des menschlichen Bewegungslernens spricht,

wenn auf die Modellierung von Eigenschaften des phänomenalen Bewusstseins verzichtet wird. Sie sind ohnehin nicht ursächlich für die Auswahl von Bewegungen. Die Frage, ob sie für andere Bereiche relevant sind oder werden können, ist nicht Gegenstand dieser Arbeit.

4 Modellierung der Zeit

Was also ist die Zeit? Wenn mich niemand danach fragt, weiß ich es; will ich es dem Fragen erklären, weiß ich es nicht. (Augustinus)

Ziel dieses Kapitels ist es, zu verdeutlichen, welche zeitlichen Abhängigkeiten zwischen den oben beschriebenen Komponenten bestehen, um diese im Folgenden in das Modell zu integrieren.

Die bisherigen Überlegungen haben weitgehend vom zeitlichen Verlauf der Verhaltenssteuerung und deren Bedingungen abstrahiert. Dieser ist jedoch für die funktionale Modellierung sensorischer, motorischer und kognitiver Prozesse von zentraler Bedeutung. Nahezu jedes menschliche Verhalten ist mit Bewegung verbunden, und Bewegung ist eine Ortsveränderung in der Zeit. Bei dem Entwurf eines Modells der menschlichen Bewegungskontrolle und des Bewegungslernens muss den zeitlichen Bedingungen der Informationsverarbeitung besondere Aufmerksamkeit gewidmet werden.

4.1 Verarbeitung von Zeit

Eine grundlegende, bisher wenig verfolgte Frage ist, ob Ereignisse in der Zeit kontinuierlich oder diskret verarbeitet werden. Unsere phänomenale Wahrnehmung ist kontinuierlich, Bewegungen nehmen wir als einen Fluss wahr, und nicht als ein Springen von einem diskreten Zustand zum nächsten. Doch wissen wir auch, dass wir uns dabei täuschen: Natürlich springt ein Spielfilm im Kino von einem Bild zum nächsten, die diskreten Bilder werden in unserer Wahrnehmung aber zu einem Bewegungsfluss verbunden.

Die Organisation des Gehirns und die Physiologie des Nervensystems deuten eher darauf hin, dass in der Zeit diskret verarbeitet wird. Nerven-

zellen erhöhen nicht kontinuierlich ihre Erregung, sondern funktionieren nach dem Alles-oder-Nichts-Prinzip, entweder sie feuern, oder sie feuern nicht. Dies sind diskrete Zustände, und so kann vermutet werden, dass alle Informationsverarbeitungsprozesse des Menschen in diskreten Zeitschritten erfolgt. Eine bislang ungeklärte Frage ist dabei, ob es einen „globalen“ Takt gibt, in dem das Gehirn arbeitet.

Ernst Pöppel und seine Mitarbeiter haben versucht, diese Frage experimentell zu beantworten. Ausgangspunkt ist dabei, dass es verschiedene Mindestzeiten gibt, in der Menschen einerseits die Ungleichzeitigkeit, andererseits die zeitliche Ordnung zweier Ereignisse wahrnehmen können. Die Schwelle der Ungleichzeitigkeit ist modalitätsspezifisch: Um zwei „Klicks“ als zwei verschiedene akustische Ereignisse wahrnehmen zu können, müssen sie mindestens 2 ms nacheinander präsentiert werden. Für den Tastsinn liegt diese Schwelle bei 10 ms, für das Sehen bei 30 ms (Pöppel, 1997, S. 18ff.). Dies führt Pöppel auf die unterschiedliche Geschwindigkeit der Transduktion von physikalischen Reizen in Nervenimpulse zurück. Interessanterweise ist allerdings die Schwelle der zeitlichen Ordnung modalitätsunspezifisch! Unabhängig davon, ob es sich um Hören, Sehen oder Fühlen handelt, müssen zwei Reize ca. 30 – 40 ms auseinander liegen, bevor der Mensch erfolgreich entscheiden kann, welcher dieser beiden Reize vorher, welcher nachher präsentiert wurde (Steinbüchel, 1995).

In Wahlreaktionsaufgaben konnte gezeigt werden, dass die Mindestzeiten für die zeitliche Ordnung, die Ordnungsschwelle, hypothetisch der „Schwingungszeit“ des menschlichen ZNS entspricht (Ilmberger, 1986; Jokeit, 1990). Auf eine Wahlreaktionsaufgabe antworteten Versuchspersonen nicht zu beliebigen Zeiten, sondern es gab eine Bevorzugung bestimmter Intervalle, die zwischen 30 und 40 ms auseinander lagen. Daraus schließt Pöppel (1997, S. 49):

Die experimentellen Hinweise sind eindeutig, daß wir – bei einer Periode der Gehirnoszillation von 0,03 bis 0,04 Sekunden – in einer Sekunde nur etwa 30 Identifikationsmöglichkeiten und Entscheidungspunkte haben. (...) Wir können deshalb annehmen, daß die subjektive Zeit diskontinuierlich abläuft, daß der Ablauf unseres Erlebens und Verhaltens zerhackt ist in Zeitquanten.“ (im Original teilweise hervorgehoben).

Die Idee der Diskontinuität der zeitlichen Informationsverarbeitung wurde schon von Stroud (1955) in seiner *discrete moment hypothesis* formuliert, ein ähnliches Konzept verfolgte Allport (1968) mit kontinuierlichen, begrenzten Zeitfenstern. Hirsh und Sherrig (1961) fanden ebenfalls einen modalitätsunspezifischen Schwellenwert für die Wahrnehmung von zeitlicher Ordnung, sie lag mit hochtrainierten Vpn bei 20 ms. Allerdings gibt es viele widersprüchliche Befunde, die die oben angeführten Ergebnisse als Einzelfälle erscheinen lassen. Fraisse (1984) stellt in einem Überblick fest, dass die experimentellen Ergebnisse zur Psychologie der Zeit stark von der jeweiligen Situation, dem Stimulusmaterial und den Versuchspersonen abhängen.

In dem in dieser Arbeit zu erstellenden konnektionistischen Modell soll dennoch ein globaler Zeittakt angenommen werden. Dieser wird auf 30 ms festgelegt. Dies stützt sich zum einen auf die Überlegungen von Pöppel und Mitarbeitern. Zum anderen muss dafür keinesfalls ein globaler Zeittakt für alle Informationsverarbeitungsprozesse im ZNS angenommen werden. Es ist hinreichend, einen Zeittakt für die aufgabenspezifische Verarbeitung zu postulieren, was eine deutlich schwächere Annahme ist.

4.2 Modalitätsspezifische Verarbeitungszeiten

Die unterschiedlichen Verarbeitungszeiten der verschiedenen sensorischen Modalitäten können durch unterschiedliche Überlegungen und Experimente analysiert werden. Hier haben sich vor allem drei Experimentalparadigmen durchgesetzt: Die Reaktionszeitmethode (reaction time, RT), die negative Asynchronität der Synchronisierungsphase im Tapping-Paradigma und die Bestimmung des Punktes der subjektiven Gleichzeitigkeit (point of subjective simultaneity, PSS).

Die RT-Methode geht davon aus, dass die Reaktionszeit sich aus zwei Komponenten zusammensetzt, der Latenzzeit bei der Verarbeitung sensorischer Reize und der Zeit, die für die Generierung und Ausführung

der motorischen Kommandos benötigt wird. Zusätzlich wird angenommen, dass die motorische Zeit für gleiche Reaktionen konstant ist, unabhängig von dem präsentierten Stimulus. Unterschiede in der Reaktionszeit auf Stimuli verschiedener Modalitäten können also auf Unterschiede verschiedener sensorischer Latenzen zurückgeführt werden.

Bei der Bestimmung des PSS kommt man ohne die motorische Komponente aus. Wenn Stimuli unterschiedlicher Modalitäten verschiedene Latenzzeiten besitzen, können sie zeitlich so versetzt präsentiert werden, dass sie subjektiv als gleichzeitig empfunden werden. Der objektive Unterschied des Onset-Zeitpunkts der Präsentation ist damit zugleich der Unterschied der Latenzzeiten, wenn Gleichzeitigkeit wahrgenommen wird.

Im Tapping-Paradigma müssen Vpn eine Reaktion mit extern getakteten Reizen synchronisieren. Üblicherweise wird der Reiz akustisch, beispielsweise mit einem Metronom, präsentiert und die Vp reagiert darauf mit einem Knopf- oder Hebeldruck. Aufgabe der Vp ist es, ihre Reaktion mit dem Takt des Metronoms zu synchronisieren. Ein konsistenter (z.B. Aschersleben & Prinz, 1995; Aschersleben & Prinz, 1997; Fraise, 1985; Mates, Müller, Radil & Pöppel, 1994) und altbekannter (Dunlap, 1910) experimenteller Befund ist dabei die sogenannte negative Asynchronität. Die Reaktion geht dem Reiz um einige Millisekunden voraus. Die prominenteste Erklärung dieses Phänomens ist es, dass auch dieser Befund auf die unterschiedlichen Leitungs- oder Verarbeitungsgeschwindigkeiten der unterschiedlichen Modalitäten zurückgeführt wird. Der Effekt der unterschiedlichen Leitungsgeschwindigkeit wurde von Paillard (1949) und Fraise (1980) zuerst entwickelt und von der Arbeitsgruppe um Prinz im Zusammenhang mit der auf dem common-coding-Prinzip beruhenden „Theory of Event Coding“ wieder aufgegriffen (Hommel et al., in press; Prinz, 1990). Die der „Paillard-Fraise-Hypothese“ zu Grunde liegende Idee wird in Abbildung 3 verdeutlicht.

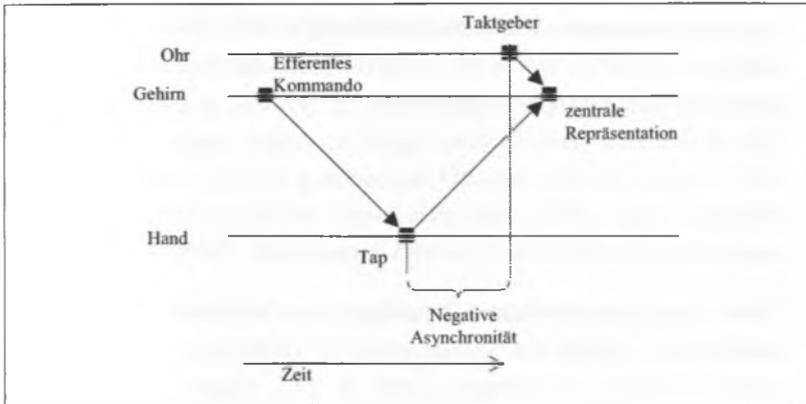


Abbildung 3: Die Paillard-Fraisse-Hypothese zur Erklärung der negativen Asynchronität durch unterschiedliche Nervenleitungsgeschwindigkeiten (nach Prinz, 1992).

Synchronisiert werden danach die sensorischen Afferenzen des Taktgebers mit den sensorischen (Re-)Afferenzen des Bewegungseffekts, also in der Regel der Schlag des Metronoms und der Tastsinn des Zeigefingers. Wie in Abbildung 3 zu sehen ist, dauert es aber länger, bis die Reafferenz aus der Hand zentral verarbeitet worden ist als dies bei dem Ton der Fall ist. Dieser Unterschied erklärt die negative Asynchronität.

Trotz dieser drei Untersuchungsparadigmen ist es noch nicht gelungen, die Verarbeitungszeiten für Stimuli unterschiedlicher Modalitäten exakt zu bestimmen. Dies liegt vor allem daran, dass sehr viele intervenierende Variablen die Zeit selbst in einfachen Reaktionszeitaufgaben beeinflussen. Dies sind, um nur einige zu nennen, Intensität des Stimulus (z.B. Brauner & Lit, 1976; Jaskowski, Rybarczyk & Jaroszyk, 1994; Kohfeld, 1971; Matsumura, 1977; Pins & Bonnet, 1997; Ulrich & Stapf, 1984; Williams & Lit, 1983), Alkoholkonsum (Sutton & Burns, 1971), Geschlecht (Bleecker, Bolla Wilson, Agnew & Meyers, 1987; Botwinick & Thompson, 1966; Wilkinson & Allison, 1989), Alter (Bleecker et al., 1987; Elliott, 1970; Gottsdanker, 1982; Houx & Jolles, 1993; Wilkinson & Allison, 1989), Art der leistungssportlichen Betätigung (Jungmann & Martworth, 1976), Belastung (Szmodis, 1977) und viele andere mehr. Hinzu kommt, dass diese intervenierenden Variablen unterschiedliche Ergebnisse bei den verschiedenen Untersuchungsparadigmen zeigen. So

konnten Rutschmann und Link (1964) zeigen, dass Reaktionszeiten für auditive Signale im Schnitt 40 ms kürzer waren als für visuelle, um aber subjektiv gleichzeitig wahrgenommen zu werden, musste das auditive Signal 40 ms vor dem visuellen Signal präsentiert werden. Diese Dissoziation wurde in einer anderen Untersuchung bestätigt (Neumann, Koch, Niepel & Tappe, 1992), aber nicht immer ließen sich diese Dissoziationen nachweisen (für einen Überblick s. Jaskowski, 1999).

Trotz dieser uneinheitlichen Befundlage wird allgemein angenommen, dass einfache akustische Signale schneller verarbeitet werden als optische (Hollmann & Hettinger, 2000, S. 241; Pöppel, 1997 S. 36ff; Weineck, 1994, S. 220 f.). Hollmann und Hettinger (2000, S. 241) geben als Mindestwerte für Durchschnittspersonen auf einen Berührungsreiz 0,09-0,18 s, auf ein akustisches Signal 0,12-0,27 s und auf ein optisches Signal 0,15-0,2 s an, ohne allerdings ihre Erkenntnis durch Quellen oder Experimente zu belegen. Die Verarbeitungszeit propriozeptiver Rückmeldung ist noch schwieriger zu messen. Auch hier wird angenommen, dass propriozeptive Rückmeldung schneller zur Verfügung steht als optische (z.B. Miall & Reckess, 2002, S. 216). Dies gilt selbstverständlich erst recht für Reaktionszeiten, bei denen das Verhalten durch spinale Reflexe gesteuert wird. Monosynaptische Reflexe haben eine Verarbeitungszeit von ca. 30 - 50 ms, polysynaptische spinale Reflexe benötigen 50 - 80 ms (Schmidt & Lee, 1999, S. 123 ff.). Die Reaktionszeit auf exterozeptive Rückmeldung geben Schmidt und Lee mit 120 bis 180 ms an.

In dem dieser Arbeit zu Grunde liegenden Modell sollen zeitliche Verzögerungen verwendet werden, die die unterschiedlichen modalitätsspezifischen Verarbeitungszeiten simulieren. Sie müssen ein Vielfaches des festgelegten Zeittakts von 30 Millisekunden betragen. Unter Berücksichtigung der verschiedenen experimentellen Befunde muss sich darauf beschränkt werden, Verarbeitungszeiten festzulegen, die sich im Rahmen des allgemein als richtig Angesehenen bewegen. Es werden 90 Millisekunden, also drei Zeittakte für die Verarbeitung der propriozeptiven

Rückmeldung und 150 Millisekunden, also fünf Zeittakte, für die visuelle Rückmeldung festgelegt.

5 Das Modelloriginal

In diesem Kapitel wird die Erhebung und Auswertung der zu modellierenden Daten beschrieben. Es handelt sich um Lerndaten einer bekannten Spurverfolgungsaufgabe. 18 Versuchspersonen absolvierten das Heidelberger Tracking Testsystem. Die erhobenen Daten werden daraufhin analysiert, ob sie den in diesem Untersuchungsparadigma bekannten Gesetzmäßigkeiten zum impliziten Lernen genügen. Besondere Aufmerksamkeit wird der Schwierigkeit unterschiedlicher Trackingspuren gewidmet.

Spurverfolgung (*pursuit tracking*) stellt ein prominentes, gut untersuchtes und oft angewandtes Paradigma zur Untersuchung von zeitlichen und räumlichen Koordinationsleistungen des Menschen dar. Das typische Design besteht darin, dass eine Vp mit einem Zeiger, den sie selbst kontrolliert, einem Zielpunkt, dessen Weg vom Versuchsleiter kontrolliert wird, so genau wie möglich folgen muss (einen detaillierten Überblick geben z.B. Adams, 1961, und Poulton, 1974).

In Studien zum motorischen Lernen wurden Spurverfolgungsexperimente von Pew (1974) durchgeführt. Sie wurden im Zusammenhang mit implizitem Lernen von Wulf und Schmidt (1997) und Magill (1998) wiederentdeckt und von der Heidelberger Arbeitsgruppe übernommen (Schorer, 1998; Schorer & Raab, 1998). Die Zielspur wird dabei in drei gleich lange Abschnitte unterteilt. Bei zwei Abschnitten ergibt sich (über mehrere Versuche hinweg) die Vorlage aus einer Zufallsfunktion, in einem dritten Abschnitt wird die Vorlage konstant gehalten. Dies wird in der Regel von Vpn nicht bemerkt, trotzdem lässt sich feststellen, dass nach etlichen Übungsdurchgängen das konstante Drittel besser gelernt wird als die beiden Zufälligen. Auch die unterschiedliche Lernleistung wird den Vpn nicht bewusst. Die Fragestellung von Wulf und Schmidt (1997) war, ob das Variieren eines Parameters innerhalb des konstanten Drittels bessere implizite Lernerfolge zeigt als das konstante Präsentieren. Dazu variierten sie einmal die Amplitude und einmal die Frequenz des ansonsten konstanten Drittels. Sie konnten nachweisen, dass eine

leichte Variation des sonst konstanten Drittels das implizite Lernen nicht behindert; ein Vorteil der Variation konnte aber für das implizite Lernen des konstanten Drittels nicht nachgewiesen werden.

Die Untersuchung von Wulf und Schmidt (1997) wird in dieser Arbeit repliziert. Dies dient nicht in erster Linie dazu, Theorien und Modelle zum impliziten Lernen von Spurverfolgungsaufgaben zu bestätigen, sondern dazu, typische, repräsentative Daten von menschlichem Verhalten in bestimmten Spurverfolgungsaufgaben zu erhalten, die dann mit denen des konnektionistischen Modells verglichen werden können. Bei dieser Modellierung stehen die Verarbeitungszeiten im Vordergrund, daher ist es unbedingt nötig, das Stimulusmaterial bezüglich der Zeit zu variieren. Es gilt im Folgenden kritisch zu überprüfen, ob die typischen Effekte impliziten Lernens bei Spurverfolgungsaufgaben auch bei den hier untersuchten Vpn zu beobachten sind.

5.1 Methode

5.1.1 Versuchspersonen

An dem Experiment nahmen 18 rechtshändige Vpn, Sportstudierende und Bedienstete der Justus-Liebig-Universität Gießen, teil, davon 10 Frauen und 8 Männer. Das Durchschnittsalter betrug zum Zeitpunkt des Versuchs 28,5 Jahre ($s=6,3$). Die Hälfte der Vpn benötigte eine Sehhilfe, alle besaßen einen eigenen PC zu Hause. Die Vpn nutzen den Computer und die Maussteuerung im Durchschnitt 4-mal wöchentlich, die durchschnittliche Computererfahrung betrug 4-5 Jahre. Die Vpn verfügten über keine Vorkenntnisse bezüglich des Experiments. Die Teilnahme am Experiment erfolgte freiwillig und ohne Bezahlung.

5.1.2 Stimuli und Apparatur

Die Vpn saßen in bequemer Haltung, in ca. 60 cm Entfernung befand sich ein Monitor mit einer Bildschirmdiagonalen von 17 Zoll. Die Bildschirmauflösung betrug 800 x 600 Pixel. Das zu verfolgende Ziel war ein rotes Kreuz mit 16 mm Höhe, 16 mm Breite und einer Strichstärke von 3 Pixeln. Der Zeiger wurde durch ein weißes Kreuz mit 10 mm Höhe, 10 mm Breite und einer Strichstärke von 1 Pixel dargestellt. Die Präsentation des Zielkreuzes sowie die Aufnahme der Trackingdaten erfolgte über einen PC mit dem Softwareprogramm „Heidelberger Tracking Testsystem“ (HTT), das von Schorer (1998) erstmals eingesetzt und getestet wurde. Das Zeigerkreuz wurde von den Vpn mit der Computermaus gesteuert. Dabei entsprach eine Bewegung der Maus von 25 mm einer Bewegung des Zielkreuzes von 600 Pixeln bzw. 250 mm, was der gesamten Bildschirmhöhe entspricht. Das rote Zielkreuz bewegte sich von der Mitte des linken zur Mitte des rechten Bildschirmrands, die Horizontalgeschwindigkeit war dabei konstant. Auf der Vertikalen folgte das Zielkreuz einer vorausberechneten Spur (s.u.). Das weiße Zeigerkreuz wurde in der Horizontalen mit dem roten Zielkreuz mitgeführt, so dass die Versuchspersonen nur die Vertikale, d.h. die Auf- und Abbewegung des Zeigerkreuzes steuern konnten. Eine Abweichung von Ziel- und Zeigerkreuz war also nur auf der Vertikalen möglich.

Der Bildschirmhintergrund war schwarz. Außer den beiden Kreuzen und dem schwarzen Bildschirmhintergrund war auf dem Bildschirm nichts zu sehen. Die Trackingaufgabe wurde per Mausklick gestartet, nachdem die Vp das weiße über dem roten Kreuz platziert hatte.

5.1.3 Aufgabe

Das rote Zielkreuz folgte einer vom Computer errechneten Linie. Dabei wurde das linke und das rechte Drittel der Spur errechnet aus der Addition verschiedener Sinuskurven mit jeweils zufällig gewählten Amplituden (s. Abbildung 4).

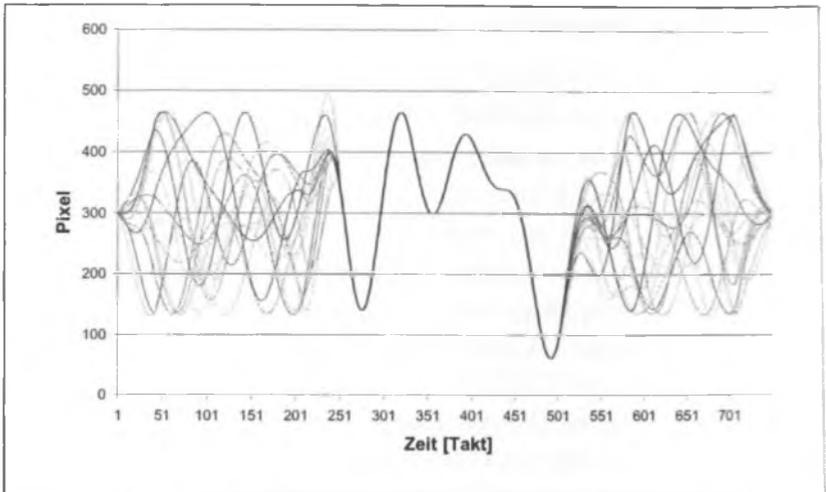


Abbildung 4: Eine Auswahl der zu absolvierenden Zielspuren.

Die Spur wird wie bei Wulf und Schmidt (1997) durch die Funktion

$$f(x) = \sum_{i=1}^6 \sin(a_i x) + \cos(b_i x) \quad (\text{Gl. 1})$$

definiert, wobei im linken und rechten Drittel die Parameter a und b zufällig aus dem Intervall zwischen -5 und $+5$ gewählt werden. Die Formel für das mittlere Drittel lautet

$$f(x) = \sin(2,3x) + \sin(1,9x) + \cos(4,5x) + \cos(3,1x) \quad (\text{Gl. 2})$$

Die entstandenen Kurven wurden so skaliert, dass sie nicht Werte annahmen, die außerhalb des Bildschirms lagen, aber dessen gesamte Höhe ausnutzten. Die Übergänge zwischen den Spuren wurde durch eine Bezièr-Splines-Funktion angepasst, damit keine eckigen Übergänge entstanden. Außerdem sorgte der Algorithmus des Heidelberger Tracking Testsystems dafür, dass die Anzahl der Pixel in der vom Zielkreuz beschriebenen Spur in den beiden äußeren Abschnitten der im mittleren Abschnitt entsprach und die von dem Zielkreuz beschriebene Amplitude über alle drei Abschnitte gleich war (vgl. Schorer, 1998, S. 54). Dies sollte eine möglichst gleiche Schwierigkeit in allen Dritteln gewährleisten. Bis auf die Ergänzung durch die Übergangsfunktion entspricht das

Heidelberger Tracking Testsystem dem experimentellen Design von Wulf und Schmidt (1997).

5.1.4 Design und Durchführung

Die Vpn bekamen folgende Anweisung:

Auf dem Bildschirm siehst du ein weißes und ein rotes Kreuz. Das rote Kreuz wird vom Computer bewegt. Es bewegt sich in einer Spur von links nach rechts über den Bildschirm. Das weiße Kreuz steuerst du durch die Maus. Dabei kannst du das weiße Kreuz nur nach oben und unten, also vertikal bewegen. Nach rechts folgt das weiße Kreuz automatisch dem roten Kreuz. Deine Aufgabe ist es, durch Steuerung mit der Maus mit dem weißen Kreuz dem roten Kreuz zu folgen. Du sollst versuchen, das weiße Kreuz immer über dem roten Kreuz zu platzieren. Am Ende eines jeden Durchgangs wird dir dein Fehler angezeigt. Die Zahl bedeutet die Abweichungen des weißen von dem roten Kreuz. Je geringer die Abweichung, desto besser. Wenn das rote Kreuz am rechten Bildschirmrand angekommen ist, kannst du einen neuen Durchgang starten, indem du auf das rote Kreuz klickst. Wenn eine Serie beendet ist, erscheinen die Worte „Return Drücken“. Drücke Return und fahre fort. Am Ende eines jeden Versuchsabschnitts erscheint in Rot „Vielen Dank!“. Jetzt musst du den Versuchsleiter rufen.

Die Vpn absolvierten insgesamt 169 mal die Trackingaufgabe. Dabei folgten in einem Durchgang immer drei Versuche aufeinander, bei denen – im Gegensatz zu Wulf und Schmidt (1997) – die zu verfolgende Spur die gleiche war, die Geschwindigkeit aber variiert wurde. Dadurch wurde es möglich, auch die Lernverlaufsdaten der zufälligen Drittel miteinander zu vergleichen. Nach jedem Trackingversuch erhielt die Vp eine Rückmeldung über ihre Trackingleistung in Form des mittleren quadratischen Fehlers. In der schnellen Bedingung dauerte die Bewegung des Zielkreuzes vom linken zum rechten Bildschirmrand 15 s, bei der mittleren Bedingung 20 s und bei der langsamen 25 s. Die Abfolge der Bedingungen wurde zufällig bestimmt.

Am ersten Tag erfolgten zwei Serien mit je 16 Durchgängen (s. Abbildung 5). In der 15-minütigen Pause zwischen den Serien wurde ein Erfrischungsgetränk gereicht. Am zweiten Tag wurden zunächst 14 Durchgänge durchgeführt. Im unmittelbaren Anschluss und ohne dass die Vp

eine Änderung bemerken konnte erfolgte ein Durchgang mit einem „Fangversuch“, in dem das mittlere Drittel ebenfalls zufällig gewählt wurde. Dieser „Fangversuch“ („*catch-trial*“) ist eine übliche Methode, implizites Lernen nachzuweisen. Erwartet wird hier ein deutlich höherer Fehler als bei Präsentation des konstanten Drittels. Anschließend erfolgte ein Durchgang wie in den Übungsbedingungen mit konstantem mittleren Drittel, daraufhin eine fünfzehnminütige Pause. In der letzten Serie folgten nach fünf üblichen Durchgängen zwei Durchgänge, in denen zusätzlich zu den drei gewohnten Geschwindigkeitsbedingungen jeweils zwei Transfargeschwindigkeiten (12,5 s und 17,5 s) absolviert werden mussten, so dass hier jeder Durchgang aus fünf Trackingversuchen bestand (s. Abbildung 5).

1. Tag	2. Tag
<ul style="list-style-type: none"> • 16 Versuche à 15 s, 20 s und 25 s 	<ul style="list-style-type: none"> • 14 Versuche à 15 s, 20 s und 25 s • 1 Fangversuch à 15 s, 20 s und 25 s • 1 Versuch à 15 s, 20 s und 25 s
15 min Pause	15 min Pause
<ul style="list-style-type: none"> • 16 Versuche à 15 s, 20 s und 25 s 	<ul style="list-style-type: none"> • 5 Versuche à 15 s, 20 s und 25 s • 2 Versuche à 12,5 s, 15 s, 17,5 s, 20 s und 25 s

Abbildung 5: Überblick über das Untersuchungsdesign

Im Anschluss an den letzten Trackingversuch füllten die Vpn einen Fragebogen aus, in dem überprüft wurde, inwieweit die Vpn gewahr wurden, dass das mittlere Drittel stets aus der gleichen Kurve bestand. Der Fragebogen war so aufgebaut, dass stets nur die aktuelle und die zuvor beantworteten Fragen sichtbar waren, niemals aber die nachfolgenden Fragen. In den Fragen wurde mit zunehmender Präzision danach gefragt, ob den Vpn aufgefallen war, dass das mittlere Drittel konstant war.

Die Fragen lauteten:

1. Ist dir am Test irgend etwas aufgefallen?
2. Hast Du „Tricks“ bzw. Hilfen benutzt, um den Test besser zu bestehen?
3. Konntest Du „Regeln“ erkennen?
4. Ist Dir an der Kurve etwas aufgefallen?
5. Gab es irgendwelche Abschnitte innerhalb der Kurve?
6. Hat Dich irgend etwas unterstützt oder gestört bei der Folgeaufgabe?
7. Während des Tests war ein Abschnitt immer derselbe. Ist Dir dies aufgefallen?
8. Welcher Abschnitt war immer gleich? Der erste, der zweite oder der dritte?

5.2 Abhängige Variable

Die Trackingdaten wurden mit einer Abtastrate von 30 Hz erfasst. Ein Datensatz bestand aus der Position des Mittelpunkts des Zeiger- und des Zielkreuzes. Die Erfassung erfolgte in Pixeln, wobei die Koordinaten des Zielkreuzes in x - und y -Richtung und die jeweilige Abweichung des Zeigerkreuzes erfasst wurden. In der vorliegenden Untersuchung war die Abweichung in x -Richtung stets Null, da nur die Vertikale des Zeigerkreuzes zu manipulieren war (s.o.). Bei langsamen Tempo (Trackingdauer 25 s) wurden 750 Datensätze pro Trackingversuch erhoben, bei mittlerem Tempo (20 s) 600 Datensätze und bei schnellem Tempo (15 s) 450 Datensätze. Die beiden traditionell benutzten Fehlermaße für die Berechnung des Gesamtfehlers sind der durchschnittliche absolute Fehler und der „root mean square“-Fehler (z.B. Poulton, 1974, S. 34). In

dieser Arbeit wird der Median des absoluten Fehlers verwendet. Der Median wurde gewählt, weil er weniger anfällig ist für zeitweilig vorkommende Ausreißer, die beispielsweise dadurch entstehen, dass die Vpn Ziel- und Folgekreuz verwechseln oder kurzfristig abgelenkt sind. Für jeden Trackingversuch wurden drei Werte berechnet: Für jedes Drittel der Median der absoluten Abweichungen des Zeigerkreuzes vom Zielkreuz über jeweils 250 (langsam), 200 (mittel) und 150 (schnell) Datensätze. In den 55 Durchgängen pro Bedingung und Drittel werden also $55 \text{ (Durchgänge)} * 3 \text{ (Drittel)} * (250 + 200 + 150) = 990000$ Datensätze produziert. In der Transferbedingung entstanden noch $2 * 525$ (17,5 s) und $2 * 375$ (12,5 s) Datensätze, zusammen also 100600 Datensätze pro Vp. Sie wurden durch die Berechnung des Medians auf 525 Datensätze reduziert ($55 \text{ Durchgänge} * 3 \text{ Drittel} * 3 \text{ Geschwindigkeiten} + 2 \text{ Transferdurchgänge} * 3 \text{ Drittel} * 5 \text{ Geschwindigkeiten}$). In einem zweiten Schritt wurden die jeweils ersten 8 Übungsdurchgänge pro Geschwindigkeitsbedingung zum ersten Messzeitpunkt „Durchgang 1“ als Median zusammengefasst, ebenso die zweiten 8 Durchgänge zu „Durchgang 2“, die nächsten 8 zu „Durchgang 3“, die vierten 8 zu „Durchgang 4“, die nächsten 7 Durchgänge zu „Durchgang 5“, die nächsten 7 zu „Durchgang 6“. Der darauf folgende „Fangversuch“ bildet den Messzeitpunkt „catch“, die anschließenden sechs Versuche (ohne die Transferbedingungen) den Messzeitpunkt „Durchgang 7“.

5.3 Hypothesen

Die zu erwartenden Ergebnisse sind nicht überraschend, sondern aus den Experimenten von Wulf und Schmidt (1997) im Grundsatz bereits bekannt. Das durchgeführte Experiment dient vor allem dazu, für vorgegebene Zielspuren Daten von Vpn zu erhalten, die dann als Verhalten des Modelloriginals simuliert werden können. Trotzdem muss überprüft werden, ob in diesem Experiment die erwarteten Ergebnisse auch eintreffen. Dazu sollten sich die folgenden Hypothesen bestätigen:

1. Der mittlere absolute Fehler der Trackingaufgabe nimmt im Übungsverlauf ab.
2. Der mittlere absolute Fehler ist bei schnelleren Geschwindigkeiten höher als bei langsameren.
3. Die Lernrate ist im mittleren (konstanten) Drittel höher als in den beiden äußeren (zufälligen) Dritteln.
4. Der mittlere absolute Fehler des mittleren Drittels ist im „Fangversuch“, in dem das mittlere Drittel zufällig bestimmt wird, höher als in den konstanten mittleren Dritteln nach gleicher Übungsintensität.

5.4 Ergebnisse

5.4.1 Qualitative Darstellung der Trackingdaten

In den folgenden Abbildungen werden Trackingverläufe der Versuchsperson J.H. gezeigt, um eine Vorstellung von der Lösung der Aufgabenstellung zu erhalten und zu überprüfen, ob nicht durch die spätere Mittelung der Daten Besonderheiten der Einzelverläufe verdeckt werden. J.H. wurde für die Darstellung zufällig ausgewählt. Die Trackingspuren der anderen Vpn unterscheiden sich von denen des J.H. nicht auffällig. Die Abbildungen 6 - 11 zeigen einen einzelnen, tatsächlichen Spurverlauf für den jeweils ersten und letzten Trackingversuch unter jeder Geschwindigkeitsbedingung. An Hand dieser Spurverläufe kann man die Lernverlaufsleistung qualitativ einschätzen.

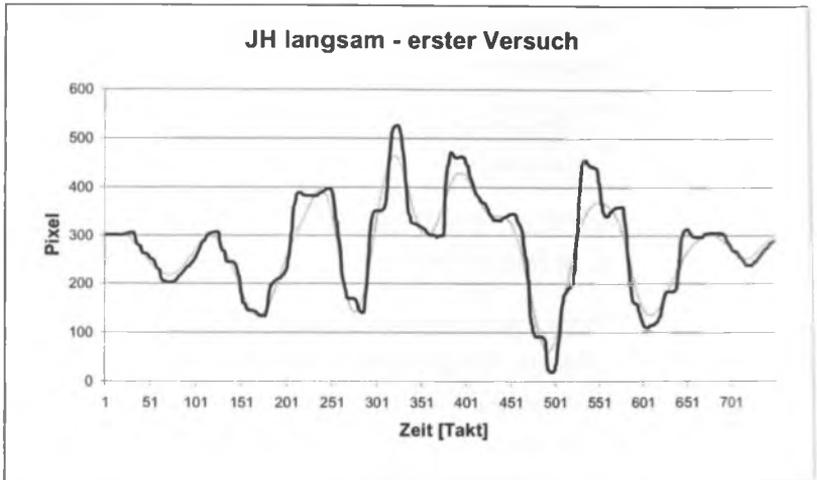


Abbildung 6: Zielspur (orange/grau) und Trackingspur (schwarz) des ersten Versuchs in der langsamen Geschwindigkeit.

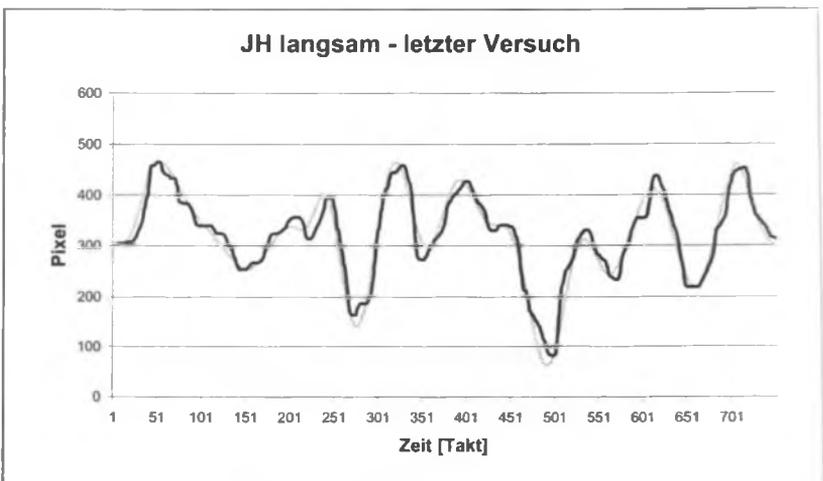


Abbildung 7: Zielspur (orange/grau) und Trackingspur (schwarz) des letzten Versuchs in der langsamen Geschwindigkeit.

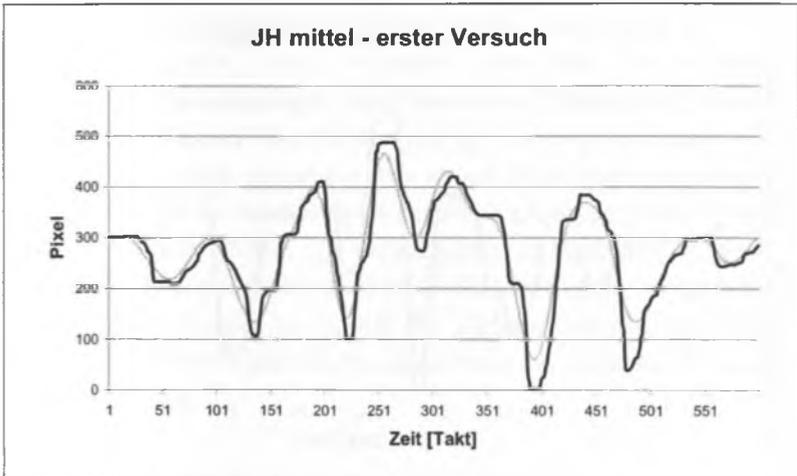


Abbildung 8: Zielspur (orange/grau) und Trackingspur (schwarz) des ersten Versuchs in der mittleren Geschwindigkeit.

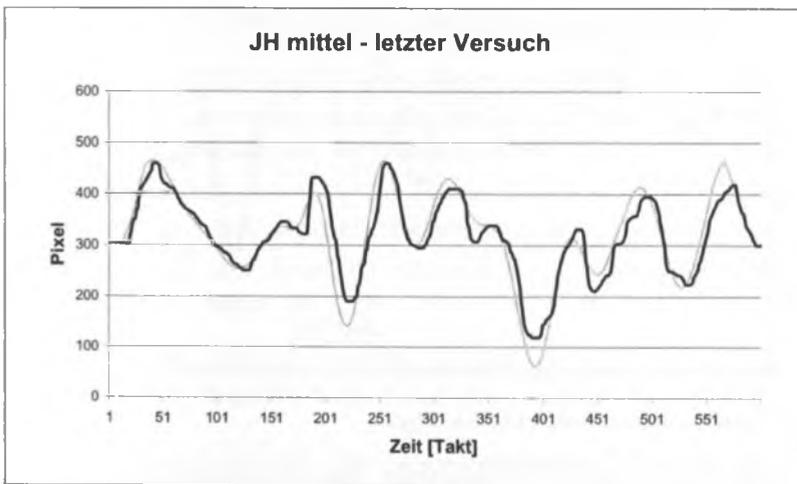


Abbildung 9: Zielspur (orange/grau) und Trackingspur (schwarz) des letzten Versuchs in der mittleren Geschwindigkeit.

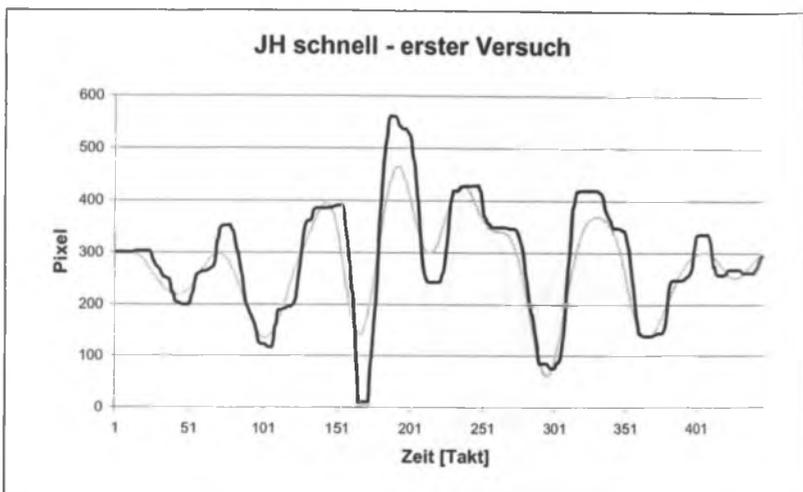


Abbildung 10: Zielspur (orange/grau) und Trackingspur (schwarz) des ersten Versuchs in der schnellen Geschwindigkeit.

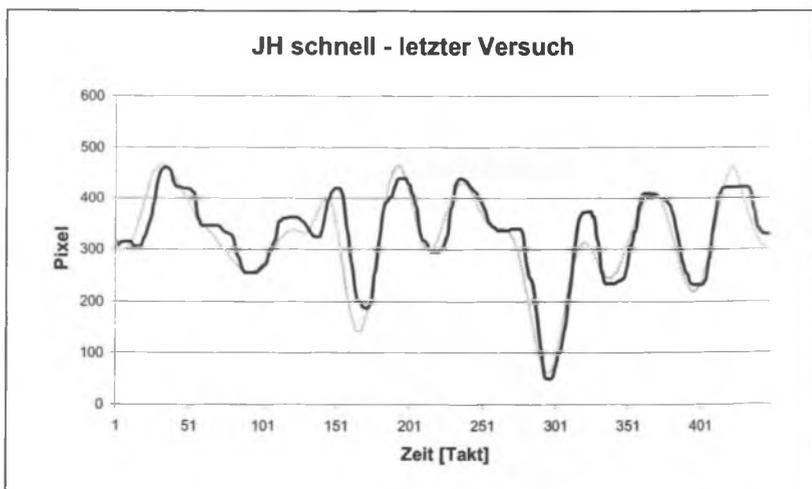


Abbildung 11: Zielspur (orange/grau) und Trackingspur (schwarz) des letzten Versuchs in der schnellen Geschwindigkeit.

Den Abbildungen ist zu entnehmen, dass kleine Amplituden vor allem unter der langsamen Bedingung (Abbildung 6, Zeittakte 1 – 200) schon zu Anfang nicht mehr wesentlich verbessert werden können. Die Folgespur „schlängelt“ sich um die Zielspur, ein typisches Anzeichen einer closed-loop-Kontrolle. Große Amplituden bereiten aber unter allen

Geschwindigkeitsbedingungen Probleme. In den Abbildungen 6, 8 und 10 – den jeweils ersten Versuchen unter den verschiedenen Geschwindigkeitsbedingungen – kann man an den Extrema des mittleren Drittels ein deutliches Überschießen der Spur in einer geraden Bewegung erkennen. Dies deutet auf eine programmgesteuerte open-loop-Kontrolle hin, bei der der Kurvenverlauf falsch antizipiert wurde. In den letzten Versuchen ist eher ein Unterschießen zu erkennen. Die Zielpunkte für die angesteuerten Punkte der Folgebewegung stimmen am Ende des Experiments besser mit der Zielspur überein. Insgesamt entsteht der Eindruck, dass die Vp gegen Ende des Experiments besser der Zielspur folgt.

5.4.2 Auswertung des Fragebogens

Die Auswertung des Fragebogens über das Bewusstwerden der Konstanz des mittleren Drittels ergab folgendes Ergebnis:

Frage 1: Ist dir am Test irgendetwas aufgefallen? Frage 3: Konntest du „Regeln“ erkennen? Frage 4: Ist Dir and der Kurve etwas aufgefallen?

Bei der Beantwortung dieser Fragen wurden viele (richtige und auch falsche) Vermutungen angestellt, so z.B. dass sich die Spuren wiederholen, dass das Folgekreuz sich mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten bewegt, dass Anfang und Ende der Zielspur immer auf halber Bildschirmhöhe liegen, dass die Spuren spiegelbildlich seien, aber auch, dass sie unberechenbar sind. Keine Vp berichtete davon, einen konstanten Teil beobachtet zu haben.

Frage 2: Hast Du „Tricks“ bzw. Hilfen benutzt, um den Test besser zu bestehen?

11 Vpn antworteten mit Nein. Die übrigen berichteten von „Tricks“ zur Verbesserung der Konzentration und der Bewegungstechnik. Zwei Vpn versuchten zu erraten, wohin das Zielkreuz läuft, eine Vp gab jedoch an, dies genau zu vermeiden.

Frage 5: Gab es irgendwelche Abschnitte innerhalb der Kurve?

9 Vpn antworteten mit Nein, 5 berichteten von „Bergen und Tälern“, 4 von „Einleitung, Mitte, Schluss“. 3 Personen berichteten von drei Dritteln, wobei sie angaben, dass das mittlere Drittel schwieriger sei, „mehr Aufs und Abs“ besäße als das linke und das rechte Drittel. Keine dieser drei Vpn gab jedoch an, einen sich wiederholenden Abschnitt erkannt zu haben.

Frage 6: Hat Dich irgend etwas unterstützt oder gestört bei der Folgeaufgabe?

10 Vpn antworteten mit Nein. Es wurde von zwei Vpn berichtet, dass es sie gestört hätte, das sowohl Ziel- als auch Folgefigur ein Kreuz gewesen sei und sie sie so manchmal verwechselt hätten. Ansonsten wiederholten sich die gegebenen Antworten, sie wurden schon oben bei den Fragen 1-5 wiedergegeben.

Frage 7: Während des Tests war ein Abschnitt immer derselbe. Ist Dir dies aufgefallen?

Diese Frage beantworteten 7 Vpn mit ja und 11 mit nein. Unter den 7 war aber nur eine Vp, die in der folgenden Frage den mittleren Abschnitt angegeben hatte. Sie gab aber in Frage 3 nicht an, dass sie irgendwelche Regeln erkennen konnte.

Frage 8: Welcher Abschnitt war immer gleich? Der erste, der zweite oder der dritte?

7 Vpn gaben den ersten, 2 den zweiten und 4 den dritten Abschnitt an. eine Vp den ersten und den Dritten und vier weigerten sich trotz Insistierens des VI, einen Abschnitt anzugeben.

5.4.3 Deskriptive Statistik

In Tabelle 1 finden sich die über die Versuchspersonen gemittelten Ergebnisse.

Tabelle 1: Mittelwerte der absoluten Fehler für jedes Drittel unter den verschiedenen Geschwindigkeitsbedingungen. Die zu den Durchgängen gehörenden einzelnen Trackingversuche sind im Text (S. 46) festgelegt.

Tempo	Messzeitpunkt	Drittel						Gesamt	
		links		Mitte		rechts		\bar{x}	s
		\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s		
schnell	Durchgang 1	23,33	3,71	33,46	6,19	27,74	5,43	28,18	6,61
	Durchgang 2	23,92	3,72	32,63	6,57	25,35	4,57	27,30	6,31
	Durchgang 3	21,64	3,54	28,81	5,35	24,44	3,82	24,96	5,17
	Durchgang 4	22,47	3,79	29,72	6,30	24,75	4,74	25,65	5,82
	Durchgang 5	20,00	3,64	27,00	6,04	24,64	4,71	23,88	5,63
	Durchgang 6	22,97	5,03	26,29	6,03	23,78	4,24	24,35	5,25
	catch	23,78	6,87	14,97	4,16	23,89	4,97	20,88	6,81
mittel	Durchgang 1	16,51	2,50	22,68	4,25	18,75	3,85	19,31	4,38
	Durchgang 2	17,75	3,13	22,33	3,88	17,24	3,08	19,11	4,05
	Durchgang 3	15,78	2,85	20,61	3,66	17,71	3,45	18,03	3,84
	Durchgang 4	17,15	3,50	20,64	4,95	16,92	3,33	18,24	4,28
	Durchgang 5	16,19	2,85	19,22	3,00	16,78	3,16	17,40	3,23
	Durchgang 6	16,57	3,69	18,81	4,06	16,17	3,37	17,18	3,83
	catch	17,89	6,00	11,56	3,39	19,58	7,54	16,34	6,75
langsam	Durchgang 1	14,07	2,60	18,36	3,96	14,71	2,82	15,71	3,66
	Durchgang 2	14,43	2,44	18,22	2,81	13,46	2,25	15,37	3,22
	Durchgang 3	13,71	2,19	16,83	3,39	14,17	3,00	14,90	3,17
	Durchgang 4	13,64	2,70	17,50	4,43	12,67	2,57	14,60	3,90
	Durchgang 5	13,53	3,04	15,92	2,96	13,08	2,46	14,18	3,05
	Durchgang 6	13,19	2,07	16,72	4,03	12,08	2,42	14,00	3,53
	catch	15,03	3,31	8,39	2,48	14,92	3,29	12,78	4,33
Gesamt		17,66	5,11	20,92	7,69	18,63	6,12	19,07	6,53

Die in Tabelle 1 dargestellten mittleren absoluten Fehler der sieben Durchgänge werden in den Abbildungen 12 - 15 grafisch veranschaulicht. Der Fangversuch für das mittlere Drittel wird in Abbildung 16 gesondert betrachtet.

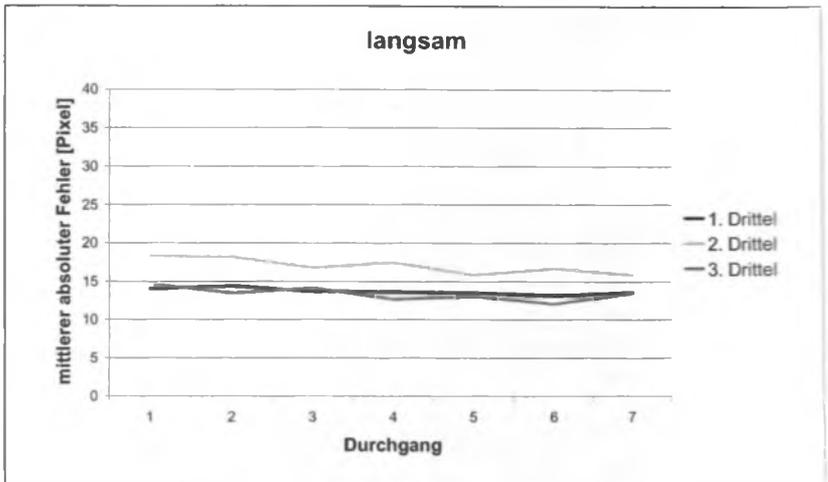


Abbildung 12: Mittlerer absoluter Fehler in der Trackingaufgabe pro Drittel, langsame Zielkreuzgeschwindigkeit.

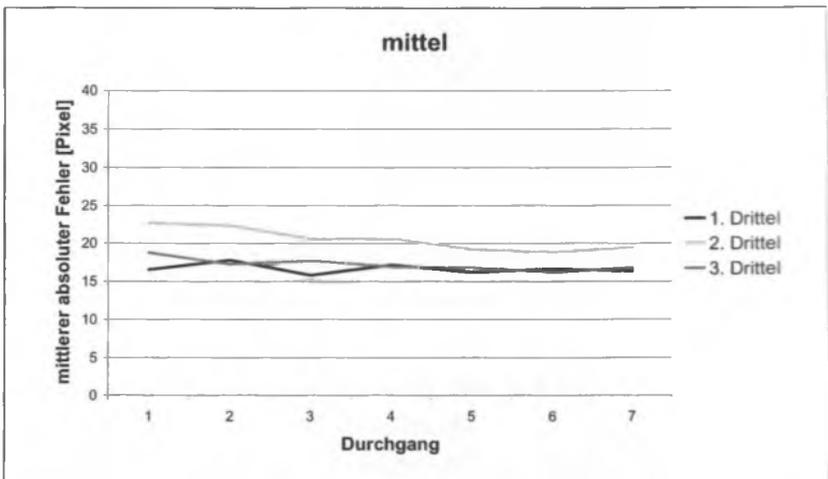


Abbildung 13: Mittlerer absoluter Fehler in der Trackingaufgabe pro Drittel, mittlere Zielkreuzgeschwindigkeit.

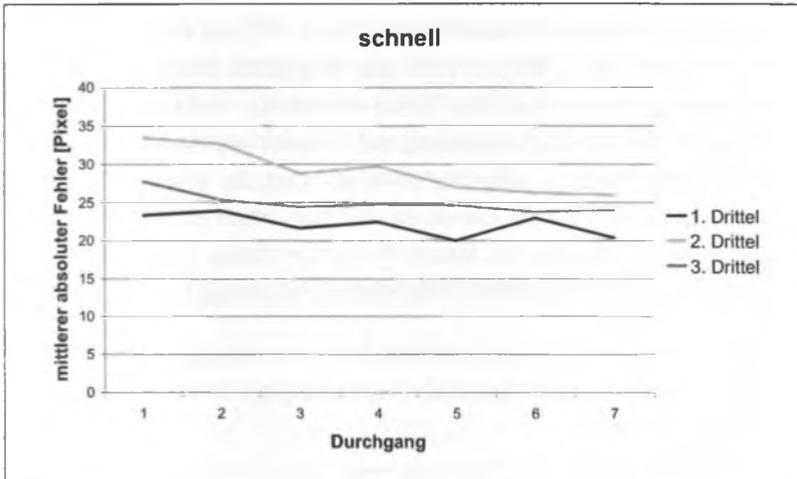


Abbildung 14: Mittlerer absoluter Fehler in der Trackingaufgabe pro Drittel, schnelle Zielkreuzgeschwindigkeit.

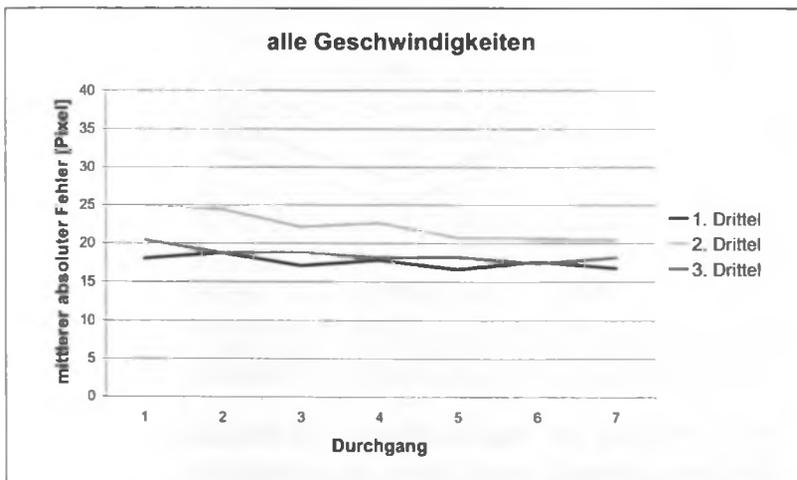


Abbildung 15: Mittlerer absoluter Fehler in der Trackingaufgabe pro Drittel über alle Zielkreuzgeschwindigkeit.

Auffällig ist erstens die schlechtere Trackingleistung im mittleren Drittel unter allen Geschwindigkeitsbedingungen und in allen sieben Durchgängen. Dies könnte dadurch bedingt sein, dass das erste Drittel immer in

der Mitte des linken Bildschirmrands (Pixel 300) mit einem Fehler von Null beginnt, da zu Beginn Ziel- und Folgekreuz übereinander liegen müssen (vgl. S. 41). Das letzte Drittel hört immer – antizipierbar – in der Mitte des rechten Bildschirmrands auf. Beginn und Ende des mittleren Drittels sind jedoch nicht vorhersehbar. Dadurch können Fehler im mittleren Drittel zu allen Zeittakten entstehen, während im ersten Drittel der Fehler zu Beginn, im letzten Drittel der Fehler gegen Ende klein wird, was sich verringern auf den mittleren Fehler auswirkt.

Zweitens fällt auf, dass die Lernfortschritte nur marginal sind, vor allem in der langsamen und mittleren Geschwindigkeit sowie in dem ersten und dritten Drittel.

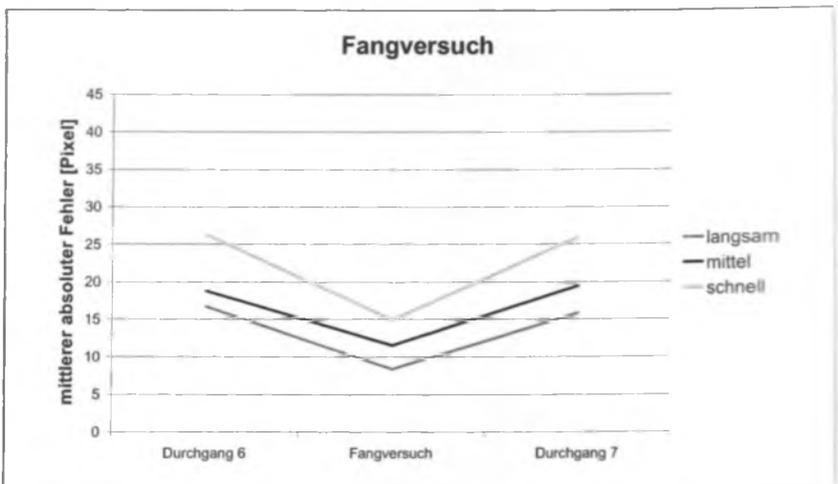


Abbildung 16: Vergleich der Fehler im Fangversuch mit denen der zeitlich benachbarten Durchgänge des mittleren, in Durchgang 6 und 7 konstanten Drittels

Die Betrachtung des Fangversuchs zeigt ein überraschendes Ergebnis. Die dort produzierten Trackingfehler liegen augenscheinlich weit unter den Werten der Fehler des konstanten Drittels in den Durchgängen davor und danach. Beachtet werden muss dabei, dass es sich bei den Werten der Durchgänge 6 und 7 um gemittelte Werte handelt, der Fangversuch jedoch nur einen einzelnen Messpunkt darstellt. Das Ergebnis entspricht nicht der Hypothese 4 (S. 46), dass der mittlere absolute Fehler im Fang-

versuch größer sein sollte als in den zeitlich benachbarten Versuchen. Auch die bisherigen Ergebnisse von Schorer (1998), Magill (1998) und Wulf und Schmidt (1997) werden nicht bestätigt. Daher ist zunächst auf Fehler im Untersuchungsdesign zu prüfen. Abbildung 17 zeigt den Vergleich zwischen der zu verfolgenden Spur in dem konstanten Drittel und in dem Fangversuch.

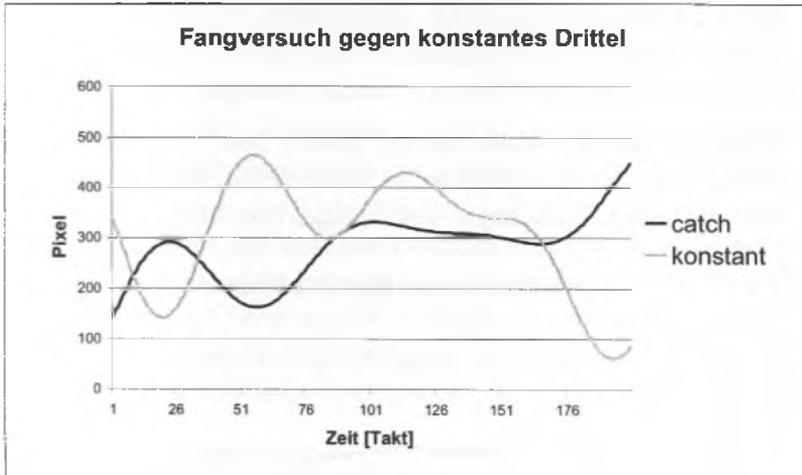


Abbildung 17: Konstantes mittleres Drittel vs. zufälliges mittleres Drittel im Fangversuch.

Leicht zu sehen ist hier, dass die im konstanten mittleren Drittel zu verfolgende Spur intuitiv „schwerer“ zu verfolgen ist als die im Fangversuch. Das Heidelberger Tracking Testsystem vergleicht offensichtlich für einen Fangversuch nicht die Schwierigkeit des mittleren Drittels mit der Schwierigkeit der vorangegangenen, konstanten Versuche.

Dies verdeutlicht ein schwerwiegendes Problem bei der Nutzung von Fangversuchen zur Untersuchung impliziter motorischer Lerneffekte. Die Leistung in dem zufällig ausgewählten Drittel ist in höchstem Maße abhängig von der Tracking-Schwierigkeit der Vorlagespur. Dabei muss für diesen Fangversuch eine Spur genommen werden, die keine strukturelle Ähnlichkeit mit der konstanten Spur hat, um Transfer auszuschließen. Sie muss aber dennoch den gleichen Schwierigkeitsgrad besitzen. In

den zitierten Experimenten von Wulf und Schmidt (1997) finden sich keine Aussagen über Überlegungen zur Tracking-Schwierigkeit der Fangversuche. Eventuelle Unterschiede des Trackingfehlers könnten also auf unterschiedliche Schwierigkeit der Aufgabe zurückzuführen sein. Dies fällt nicht weiter auf, wenn die zufällige Spur schwieriger zu verfolgen ist als die konstante Spur und der Fehler sich dadurch (hypothesenkonform) erhöht. Weitere Überlegungen zum Umgang mit dem Schwierigkeitsgrad von Trackingverläufen werden in Abschnitt 5.5 (ab S. 63) ausführlich diskutiert.

Betrachtet man den Fehler über die gesamte Spur, d.h. über alle drei Drittel, zeigt sich ein weitgehend paralleler Verlauf der Lernkurven der verschiedenen Geschwindigkeitsbedingungen (Abbildung 18).

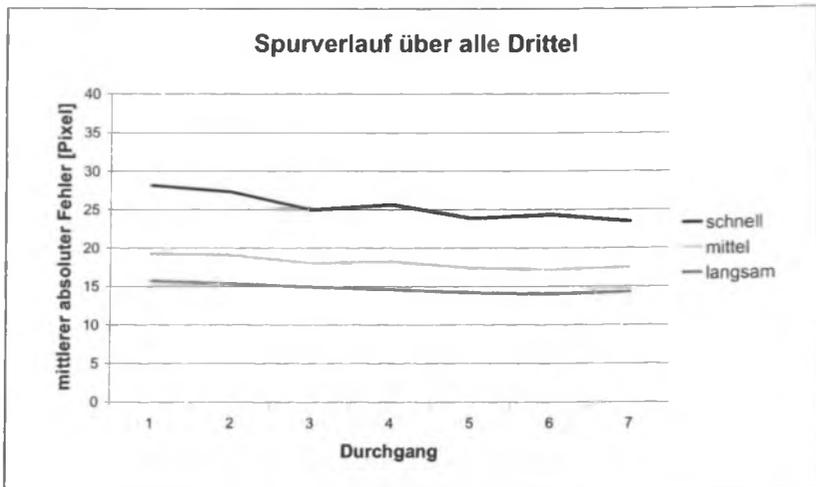


Abbildung 18: Lernverläufe aufgeschlüsselt nach Geschwindigkeitsbedingungen über die gesamte Spur.

Erwartungsgemäß nimmt der Fehler mit steigender Trackinggeschwindigkeit zu. Bedeutsame Interaktionen zwischen Lernfortschritt und Geschwindigkeit sind der Abbildung nach nicht zu erwarten.

Insgesamt überraschen die Daten (bis auf die Ergebnisse des Fangversuchs) nicht, sie entsprechen den schon oben angeführten Befunden zum impliziten motorischen Lernen.

5.4.4 Schließende Statistik

Zur hypothesengemäßen Beurteilung der Lernleistung ist es nicht sinnvoll, alle sieben Messzeitpunkte zu berücksichtigen. Durch unterschiedliche Entwicklungen zwischen den Dritteln vom einen Messzeitpunkt zum nächsten können sich signifikante Interaktionen ergeben, die aber nicht sinnvoll zu interpretieren sind. Deswegen wird sich hier auf den Vergleich des ersten mit dem letzten Messzeitpunkt beschränkt. Das Experiment wird in einer $3 \times 3 \times 2$ Varianzanalyse mit dem 3-dreifach gestuften Messwiederholungsfaktor „Tempo“, dem ebenfalls dreifach gestuften Messwiederholungsfaktor „Drittel“ sowie dem zweifach gestuften Messwiederholungsfaktor „Zeit“ ausgewertet. Für die Faktoren Drittel und Tempo ist eine Verletzung der Voraussetzung gegeben, dass die Varianzen unter den einzelnen Faktorstufen und die Korrelationen zwischen den Faktorstufen homogen sein müssen. Daher werden für die Faktoren Drittel und Tempo und ihre Interaktionen die nach Greenhouse-Geisser (GG) modifizierte Freiheitsgrade verwendet und – neben den Werten bei angenommener Homogenität (a.H.) – in Tabelle 2 mit angegeben.

Es ergeben sich signifikante Haupteffekte für alle drei Faktoren. Der absolute Fehler der Trackingleistung ist für die verschiedenen Geschwindigkeitsbedingungen, aber auch die Drittel und die Messzeitpunkte („Zeit“) unterschiedlich. Der Haupteffekt für den Faktor Tempo bestätigt in Zusammenschau mit Abbildung 18 die Hypothese (S. 46), dass bei schnelleren Geschwindigkeiten der Trackingfehler größer ist als bei langsameren. Der Haupteffekt für den Faktor Zeit besagt, dass zwischen Beginn und Ende des Experiments eine bedeutsame Veränderung der Trackingleistung stattgefunden hat. Aus den Mittelwerten ist ersichtlich, dass es sich um eine Verbesserung handelt. Die Hypothese 1 (S. 46), dass der Mittelwert des absoluten Fehlers im Übungsverlauf abnimmt, kann also ebenfalls bestätigt werden. Der signifikante Haupteffekt für den Faktor Drittel ist eher unerwünscht, wurde aber schon angesprochen. Die Trackingleistungen unterscheiden sich offensichtlich für die verschiedenen Drittel.

Tabelle 2: Varianztafel mittlerer absoluter Fehler (Tempo x Drittel x Messzeitpunkt)

Quelle	Voraussetzung	SS	df	SS/df	F	Sig.	part. η^2
TEMPO	a.H.	6605,187	2	3302,593	452,014	,000	,964
	GG	6605,187	1,375	4804,655	452,014	,000	,964
Fehler (DRITTEL)	a.H.	248,417	34	7,306			
	GG	248,417	23,371	10,629			
DRITTEL	a.H.	1536,511	2	768,255	116,931	,000	,873
	GG	1536,511	1,458	1054,154	116,931	,000	,873
Fehler (TEMPO)	a.H.	223,385	34	6,570			
	GG	223,385	24,779	9,015			
ZEIT	a.H.	560,111	1	560,111	46,312	,000	,731
Fehler (ZEIT)	a.H.	205,604	17	12,094			
TEMPO * ZEIT	a.H.	174,810	2	87,405	17,679	,000	,510
	GG	174,810	1,414	123,617	17,679	,000	,510
Fehler (TEMPO * ZEIT)	a.H.	168,100	34	4,944			
	GG	168,100	24,040	6,992			
DRITTEL * ZEIT	a.H.	142,514	2	71,257	12,716	,000	,428
	GG	142,514	1,605	88,800	12,716	,000	,428
Fehler (DRITTEL*ZEIT)	a.H.	190,521	34	5,604			
	GG	190,521	27,283	6,983			
TEMPO * DRITTEL * ZEIT	a.H.	25,506	4	6,376	1,582	,189	,085
	GG	25,506	3,073	8,301	1,582	,204	,085
Fehler (TEMPO* DRITTEL*ZEIT)	a.H.	274,084	68	4,031			
	GG	274,084	52,236	5,247			

Die Interaktion Drittel x Zeit ist für die Interpretation des Experiments entscheidend: Bezüglich des Lernverlaufs unterscheiden sich die verschiedenen Drittel signifikant ($F_{(2, 34)} = 12,72$, $p < 0,001$). Dies hängt nicht bedeutsam von den verschiedenen Geschwindigkeitsbedingungen ab. Die Dreifach-Interaktion Zeit x Drittel x Tempo wird nicht signifikant. Das heißt, die Unterschiede im Lernverlauf bei den verschiedenen Dritteln sind nicht nachweisbar abhängig von den Geschwindigkeitsbedingungen.

Eine Post-hoc-Analyse zeigt, aufgrund von welchen Unterschieden sich die signifikante Interaktion Drittel x Zeit ergibt. Dazu muss die Differenz zwischen den Unterschieden zwischen Vortest und Nachtest (also die Unterschiede in den Verbesserungen) miteinander verglichen werden.

Diese Daten sind in Tabelle 3 aufgeführt und in Abbildung 19 veranschaulicht.

Tabelle 3: Mittelwerte der Verbesserung. Differenz des mittleren absoluten Fehlers vom ersten und letzten Messzeitpunkt.

		1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
langsam	\bar{x}	0,48	2,50	1,21
	SD	2,36	2,75	1,64
mittel	\bar{x}	0,18	3,21	2,00
	SD	3,03	3,24	3,37
schnell	\bar{x}	2,94	7,48	3,65
	SD	2,76	5,08	3,02
gemittelt	\bar{x}	1,20	4,4	2,29
	SD	1,95	2,37	2,48

Die kritische Differenz nach Scheffé berechnet sich nach der in Gleichung 3 angegebenen Formel für das α -Niveau von 0,05 ($F_{(5;18;0,95)}=2,77$) zu 1,69, für $\alpha = 0,01$ ($F_{(5;18;0,99)}=4,25$) zu 2,10 (vgl. Bortz, 1993, S. 284, 309).

$$D_{\text{crit}} = \sqrt{\frac{2(pq-1)\hat{\sigma}_{\text{resid}}^2 F_{(5;18;0,95)}}{m}} = \sqrt{\frac{2 \cdot (2 \cdot 3 - 1) \cdot 5,6 \cdot 2,77}{3 \cdot 18}} = 1,69 \quad (\text{Gl. 3})$$

mit dem Freiheitsgrad des Faktors Zeit p , des Faktors Drittel q , des Faktors Tempo r und der Anzahl der Vpn n . Unter Verwendung der Korrekturen nach Greenhouse-Geisser sind die kritischen Differenzen 1,81 ($\alpha = 0,05$) bzw. 2,24 ($\alpha = 0,01$). Damit ist die Verbesserung beim mittleren konstanten Drittel signifikant höher als die der beiden zufälligen Drittel. Diese beiden äußeren Drittel unterscheiden sich nicht bedeutsam.



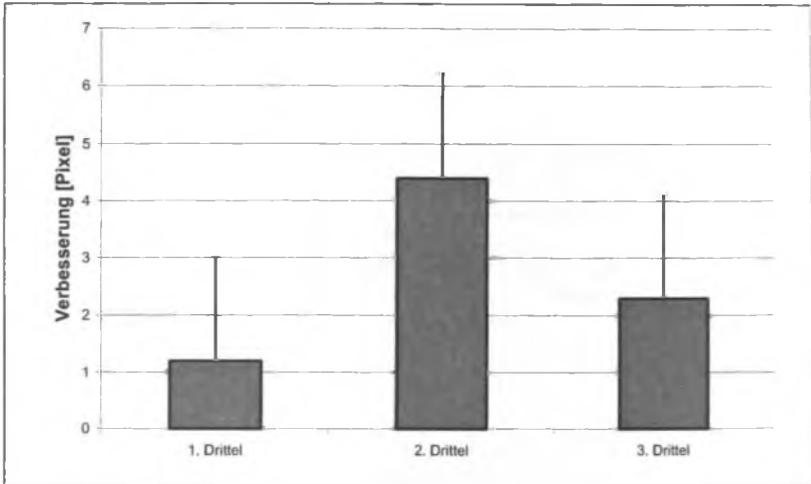


Abbildung 19: Verbesserung vom ersten zum letzten Durchgang über alle Geschwindigkeiten, aufgeschlüsselt nach Dritteln. Die Länge der Linie über den Balken entspricht der Kritischen Differenz nach Scheffé (korrigiert nach Greenhouse-Geisser) für das α -Niveau von 0,05.

5.4.5 Transferaufgabe

In den letzten 10 Trackingdurchgängen wurden von den Vpn zwei bisher nicht geübte Trackinggeschwindigkeiten verlangt. Die Daten sind in Tabelle 4 dargestellt und werden in Abbildung 20 veranschaulicht.

Tabelle 4: Deskriptive Daten des Abschlusstests mit Transfergeschwindigkeiten

		1. Drittel		2. Drittel		3. Drittel		Gesamt	
		\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s
Tempo [s]	12,5	25,22	4,84	37,79	10,25	33,40	6,84	96,42	19,30
	15,0	21,39	4,43	26,15	6,55	25,10	5,92	72,64	14,68
	17,5	17,19	3,50	21,69	6,24	21,25	5,16	60,14	13,78
	20,0	15,01	3,95	20,74	9,29	17,93	3,98	53,68	15,75
	25,0	12,39	2,75	16,56	4,69	14,97	4,28	43,92	11,09
Gesamt		18,24	6,01	24,59	10,48	22,53	8,29	65,36	23,48

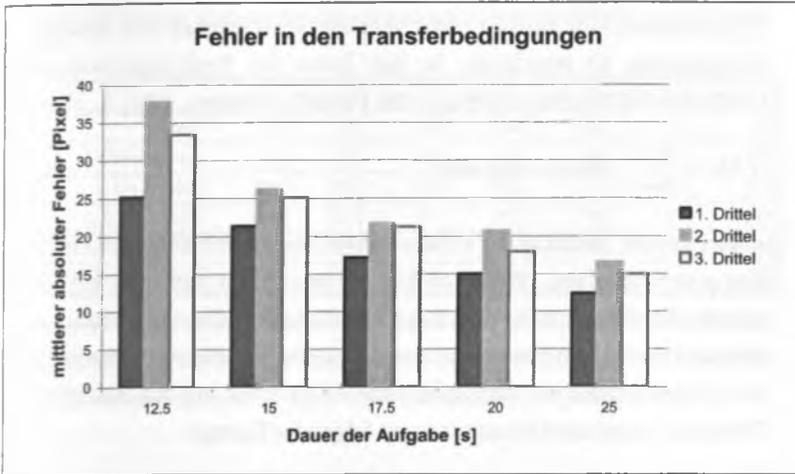


Abbildung 20: Aufteilung des mittleren absoluten Fehlers auf die verschiedenen Drittel, aufgeschlüsselt nach den verschiedenen Geschwindigkeitsbedingungen.

Abbildung 20 verdeutlicht die Datenlage. Erwartungsgemäß nimmt der Fehler mit zunehmender zur Verfügung stehender Zeit für die Trackingaufgabe ab. Vorteile der bereits trainierten Geschwindigkeiten (15, 20 und 25 s) gegenüber den beiden Transfergeschwindigkeiten (12,5 und 17,5 s) sind dabei nicht zu erkennen und können auch statistisch nicht nachgewiesen werden.

5.5 Berücksichtigung der Trackingschwierigkeit

Wie bereits oben erwähnt, spielt bei der Analyse der Trackingversuche die Schwierigkeit eine erhebliche Rolle. Sollte die Schwierigkeit in den verschiedenen Durchgängen unterschiedlich groß sein, würde dies die Interpretation der Daten erheblich beschränken.

Bislang hat nur Wickens (1980) versucht, ein Maß für die Schwierigkeit der Spurverfolgungsaufgabe zu finden. Dabei errechnet er seinen Index durch eine Kombination des Fitts'schen Gesetzes (Fitts, 1954) über den Zusammenhang von Bewegungsgenauigkeit und -geschwindigkeit und

Erkenntnissen von Micko (1969) über die Schwierigkeit von Reaktionszeitaufgaben. Er entwickelt für den Index der Trackingschwierigkeit (*ITD, index of tracking difficulty*) die Formel (Wickens, 1980, S. 250)

$$ITD = \sum_{i=1}^3 freq_i \cdot \log amp_i \quad (\text{Gl. 4})$$

wobei er drei Sinuskurven verschiedener Frequenzen *freq* und Amplituden *amp* überlagerte. Will man diese Formel näherungsweise auf allgemeine Trackingspuren übertragen, entspricht die Amplitude dem Abstand von einem Extremum zum Nächsten, die Frequenz der reziproken Zeit, die dafür zur Verfügung steht. Angewandt auf das Heidelberger Tracking Testsystem kommt man zu folgender Formel:

$$ITD = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{\log_2 |y_i - y_{i+1}|}{c |x_i - x_{i+1}|} \quad (\text{Gl. 5})$$

mit der Anzahl der Extrema *n* und der Abtastrate *c*. Der Abstand der *y*-Werte entspricht der Amplitude, der Abstand der *x*-Werte der zur Verfügung stehenden Zeit. Die von Wickens nicht spezifizierte Basis des Logarithmus wurde als zwei angenommen, da Fitts die Basis zwei in seinem Gesetz formuliert. Nun kann für jedes Drittel der Zielspur nach Gleichung 5 ein Schwierigkeitsindex ermittelt werden. Dies soll am Beispiel des konstanten mittleren Drittels hier veranschaulicht werden. Das mittlere Drittel besitzt fünf Extrema, dazu kommen der Anfangs- und der Endwert. Die *y*-Werte der Extrema liegen für den Anfangswert ungefähr bei Pixel 348, dann folgen Extrema bei 141, 465, 300, 430, 62 und schließlich das Ende bei ungefähr 74 (vgl. die „konstant“-Kurve in Abbildung 17 auf S. 57). Anfangs- und Endwerte streuen für die verschiedenen Trackingspuren ein wenig, da die Bezièr-Splines-Funktion für weiche Übergänge zu der Spur des nächsten Drittels sorgt. Die *x*-Werte, d.h. die für die Verfolgung der Spur zur Verfügung stehende Zeit, sind für die drei unterschiedlichen Geschwindigkeitsbedingungen unterschiedlich. Man kann sie der folgenden Tabelle entnehmen.

Tabelle 5: Werte der Extrema zur Berechnung des Schwierigkeitsindex nach Wickens (1980)

	Anf. (1)	Min (2)	Max (3)	Min (4)	Max (5)	Min (6)	Ende (7)
y-Wert	348	141	465	300	430	62	74
x-Wert langsam	250	276	320	358	395	493	499
x-Wert mittel	200	221	256	286	315	394	399
x-Wert schnell	150	165	191	213	235	295	299
x-Wert 12,5 s (Transfer)	125	137	160	179	197	246	249
x-Wert 17,5 s (Transfer)	175	193	224	250	276	344	349

Nun müssen die absoluten Differenzen zwischen den benachbarten Extrema gebildet werden, wobei die x-Werte noch mit 0,03 multipliziert werden, um sie in Zeiteinheiten von einer Sekunde umzurechnen.

Tabelle 6: Differenzwerte zwischen den Extrema

	(1)-(2)	(2)-(3)	(3)-(4)	(4)-(5)	(5)-(6)	(6)-(7)	Summe
y-Wert-Differenz [Pixel]	207	324	165	130	168	12	
Zeitdifferenz langsam [s]	0,78	1,32	1,14	1,11	2,94	0,18	7,47
Zeitdifferenz mittel [s]	0,63	1,05	0,9	0,87	2,37	0,15	5,97
Zeitdifferenz schnell [s]	0,45	0,78	0,66	0,66	1,8	0,12	4,47
Zeitdifferenz 12,5 s (Transfer)	0,36	0,69	0,57	0,54	1,47	0,09	3,72
Zeitdifferenz 17,5 s (Transfer)	0,54	0,93	0,78	0,78	2,06	0,15	5,22

Die Summen in der letzten Spalte ergeben die Gesamtzeit, die für das mittlere Drittel benötigt wird. Die Differenz zu der tatsächlich benötigten Zeit erklärt sich aus einem Rundungsfehler, denn tatsächlich beträgt die Zeit zwischen den erfassten Pixeln nicht $3/100$ s, sondern $1/30$ s, also $0,0\bar{3}$ s. Da es sich aber dabei um eine multiplikative Konstante handelt und für die Berechnung der tatsächlichen Trackingleistung durch den Index geteilt wird, spielt dieser Rundungsfehler dafür keine Rolle.

Schließlich muss der duale Logarithmus des y-Werts genommen werden und durch die zur Verfügung stehende Zeit geteilt werden. Die Summe der Teilindizes ist dann der Wickens'sche Schwierigkeitsindex für das mittlere Drittel.

Tabelle 7: Teilindizes und Wickens Schwierigkeitsindex für die unterschiedlichen Geschwindigkeitsbedingungen im mittleren, konstanten Drittel der Zielspur

	(1)-(2)	(2)-(3)	(3)-(4)	(4)-(5)	(5)-(6)	(6)-(7)	Wickens-Index
log ₂ y-Wert-Differenz	7,69	8,34	7,37	7,02	8,52	3,58	
Index langsam	9,86	6,32	6,46	6,33	2,90	19,92	51,79
Index mittel	12,21	7,94	8,18	8,07	3,60	23,90	63,91
Index schnell	17,10	10,69	11,16	10,64	4,74	29,87	84,20
Index 12,5 s (Transfer)	21,37	12,09	12,92	13,00	5,80	39,83	105,02
Index 17,5 s (Transfer)	14,25	8,97	9,44	9,00	4,18	23,90	75,65

Der so berechnete „Wickens-Index“ kann aber nur eine Näherung an die „wahre“ Schwierigkeit darstellen. So wird beispielsweise die erhöhte Schwierigkeit durch den Sattelpunkt zwischen dem letzten Maximum und dem letzten Minimum des konstanten mittleren Drittels nicht berücksichtigt, da nur der Abstand und die Zeit zwischen den Extrema in die Berechnung eingeht, dazwischen liegende Kurvenkrümmungen aber nicht berücksichtigt werden. Auch bei hohen Frequenzen und kleinen Amplituden, wenn sich also das Zielkreuz schnell, aber wenig hin und her bewegt, ist die Schwierigkeitsberechnung nach Wickens problematisch. Zwar ist es tatsächlich schwer, dem Zielkreuz exakt zu folgen, daher ist auch der Schwierigkeitsindex entsprechend hoch. Der Trackingfehler steigt aber nicht proportional an, wenn die Vpn den Cursor einfach in der Mitte festhalten. Wenn man dann den Fehler an der Schwierigkeit relativiert, bekommt man falsche, zu niedrige Werte.

5.5.1 Deskriptive Statistik

Durch Division des absoluten Fehlers jeder Vp in jedem Drittel mit dem Index erhält man eine von der Trackingschwierigkeit unabhängigen Leistungswert. Diese Werte sind, wiederum in den bekannten Durchgangsböcken gemittelt, in Tabelle 8 und den Abbildungen 21 - 24 wiedergegeben.

Die Abbildungen 21 - 24 lassen erkennen, dass die Berücksichtigung der Trackingschwierigkeit nach Wickens zu Änderungen geführt hat. Der höhere mittlere absolute Fehler im mittleren, zweiten Drittel ist offensichtlich durch die höhere Schwierigkeit des mittleren Drittels begründet.

Es stellt sich heraus, dass die Vpn. die im Fragebogen auf die Frage 5 (S. 52), ob sie Abschnitte bemerkt hätten, antworteten, dass das mittlere Drittel schwieriger sei, tatsächlich richtig beobachtet hatten. Nach Berücksichtigung der Trackingschwierigkeit ist es so, dass über alle Geschwindigkeitsbedingungen und in allen Durchgängen im dritten Drittel schlechtere Trackingleistungen gezeigt werden, im ersten Drittel hingegen die besten. Dies kann an verschiedenen Gründen liegen. Wie oben schon erwähnt, wird das Verfolgen der Spur des ersten Drittels dadurch erleichtert, dass der Ausgangspunkt bekannt ist. Das schlechtere Trackingergebnis im dritten Drittel könnte an einem Nachlassen der Konzentration liegen. Denkbar ist auch, dass die Spur des dritten Drittels zufällig so berechnet wurde, dass der Index nach Wickens nicht die tatsächliche Schwierigkeit der Kurve erfasst. Die Suche nach den Gründen ist allerdings Spekulation und kann hier nicht überprüft werden.

Tabelle 8: Mittelwerte der am Schwierigkeitsindex relativierten mittleren absoluten Fehler für jedes Drittel unter allen Geschwindigkeitsbedingungen

Tempo	Messzeitpunkt	Drittel						Gesamt	
		erstes		zweites		drittes		\bar{x}	s
		\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s		
schnell	Durchgang 1	,306	,045	,396	,072	,418	,082	,356	,081
	Durchgang 2	,294	,055	,385	,091	,411	,066	,367	,082
	Durchgang 3	,279	,043	,333	,061	,363	,060	,342	,081
	Durchgang 4	,280	,043	,338	,069	,387	,065	,333	,071
	Durchgang 5	,283	,071	,315	,064	,373	,067	,331	,077
	Durchgang 6	,280	,060	,316	,086	,340	,060	,312	,065
	catch	,219	,063	,338	,094	,334	,070	,290	,088
	Durchgang 7	,253	,060	,305	,071	,375	,066	,322	,090
mittel	Durchgang 1	,301	,051	,380	,066	,400	,152	,329	,111
	Durchgang 2	,291	,052	,344	,062	,387	,071	,353	,076
	Durchgang 3	,287	,051	,318	,059	,339	,066	,323	,064
	Durchgang 4	,284	,053	,321	,080	,376	,072	,326	,072
	Durchgang 5	,279	,050	,293	,039	,360	,064	,320	,072
	Durchgang 6	,273	,064	,290	,065	,334	,066	,300	,062
	catch	,209	,070	,351	,103	,399	,154	,299	,129
	Durchgang 7	,262	,062	,283	,076	,344	,069	,319	,088
langsam	Durchgang 1	,318	,053	,343	,070	,397	,093	,333	,088
	Durchgang 2	,300	,045	,341	,052	,367	,057	,336	,058
	Durchgang 3	,315	,051	,316	,059	,357	,071	,329	,063
	Durchgang 4	,289	,055	,330	,083	,362	,070	,327	,075
	Durchgang 5	,298	,051	,296	,054	,371	,068	,322	,067
	Durchgang 6	,273	,041	,307	,071	,333	,064	,304	,064
	catch	,235	,052	,316	,093	,337	,074	,296	,086
	Durchgang 7	,283	,085	,281	,061	,355	,064	,306	,078
Gesamt		,279	,061	,326	,077	,367	,081	,324	,082

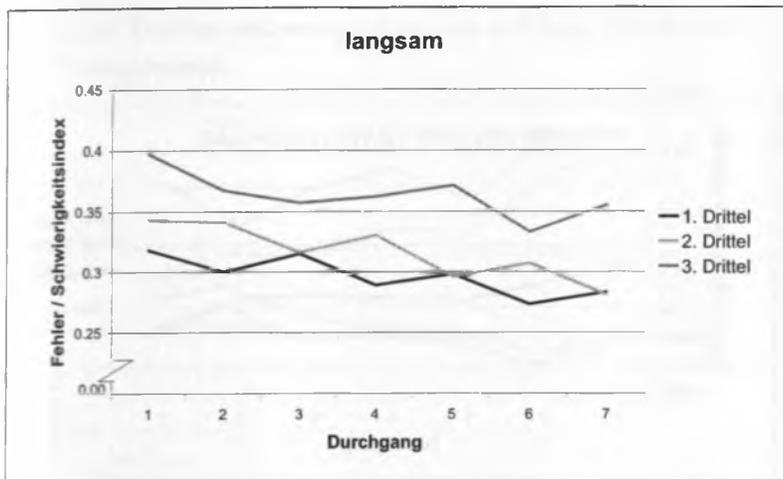


Abbildung 21: Mittlere Leistung in der Trackingaufgabe pro Drittel, langsame Zielkreuzgeschwindigkeit.

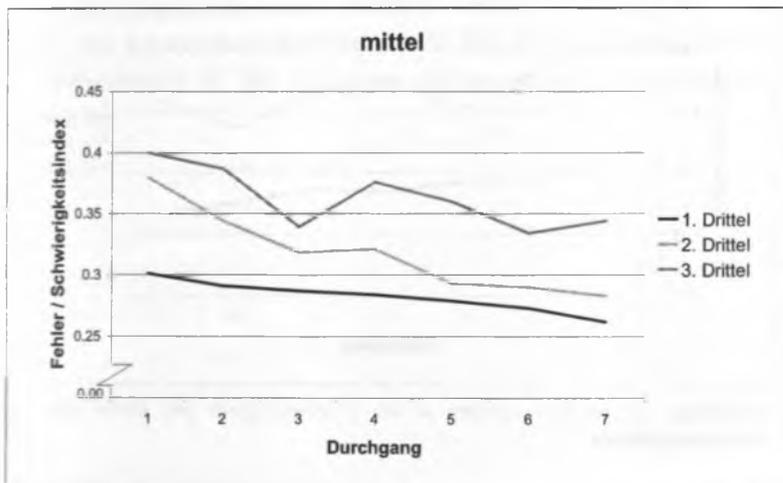


Abbildung 22: Mittlere Leistung in der Trackingaufgabe pro Drittel, mittlere Zielkreuzgeschwindigkeit.

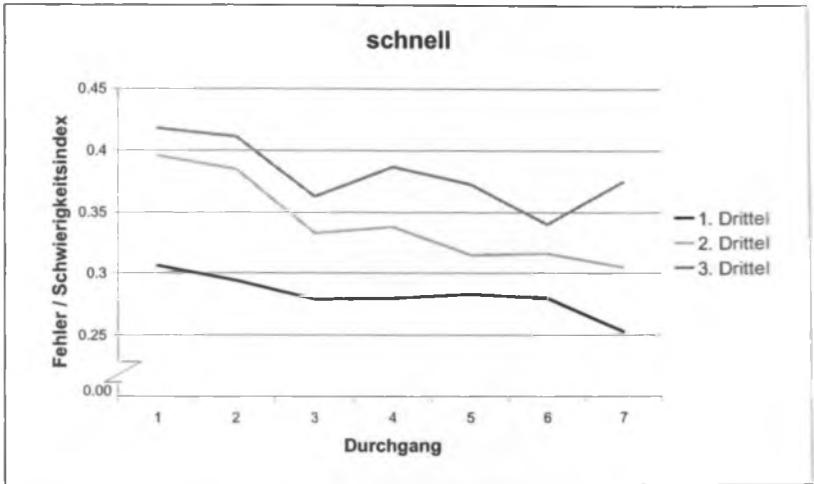


Abbildung 23: Mittlere Leistung in der Trackingaufgabe pro Drittel, schnelle Zielkreuzgeschwindigkeit.

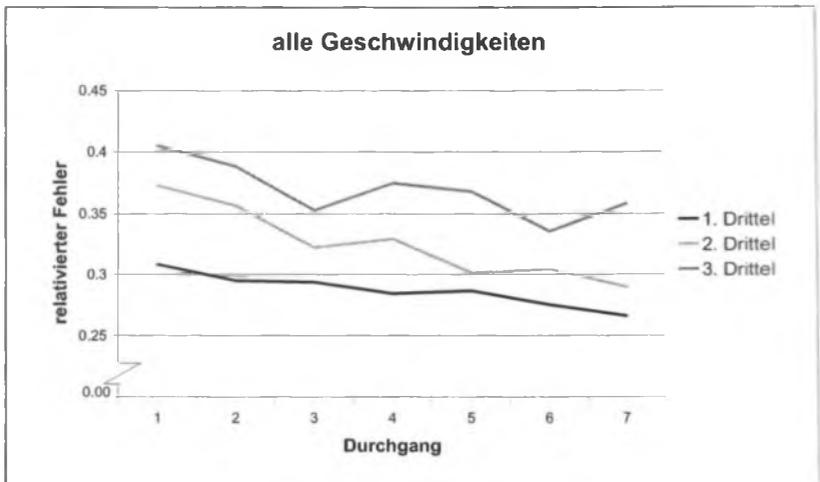


Abbildung 24: Mittlere Leistung in der Trackingaufgabe pro Drittel über alle Geschwindigkeiten.

In Abbildung 25 wird deutlich, dass die Erhöhung der Schwierigkeit durch eine Veränderung des Tempos des Zielkreuzes vom Wickens-Index gut erfasst wird. Zwischen der schnellen, der mittleren und der

langsamen Trackinggeschwindigkeit ergeben sich kaum Unterschiede in der Trackingleistung.

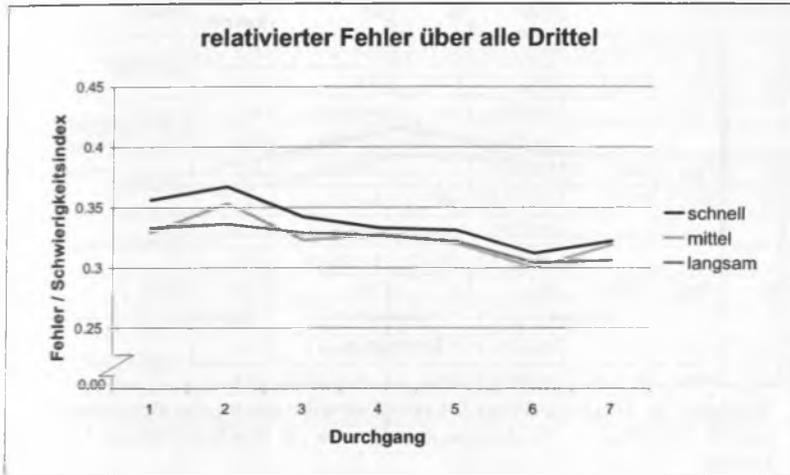


Abbildung 25: Der am Schwierigkeitsindex relativierte Fehler über den gesamten Spurverlauf aufgeschlüsselt nach den drei verschiedenen Tempobedingungen.

Nach der Relativierung des Trackingfehlers an der Schwierigkeit kann auch der Fangversuch erneut betrachtet werden (Abbildung 26). Hier zeigt sich ein hypothesenkonformes Bild. Die Trackingleistung nimmt im Fangversuch ab, der relativierte mittlere absolute Trackingfehler nimmt zu.

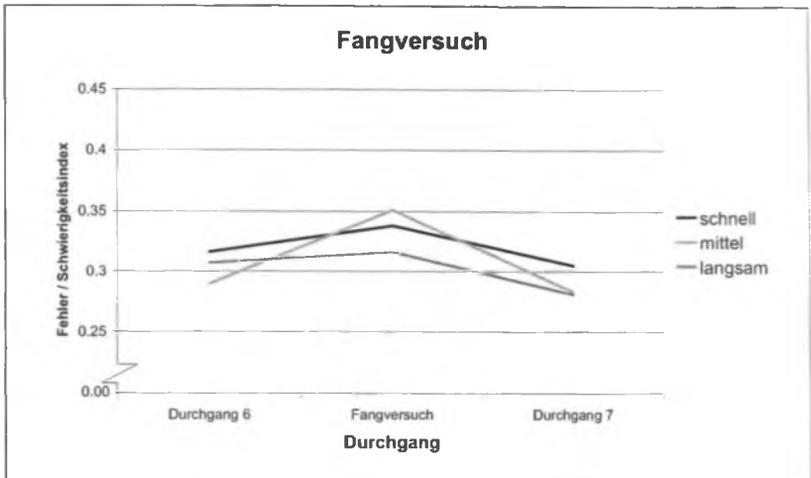


Abbildung 26: Vergleich der am Schwierigkeitsindex relativierten Fehler mit denen der zeitlich benachbarten Durchgänge des mittleren, in Durchgang 6 und 7 konstanten Drittels

5.5.2 Schließende Statistik

Wie in Kapitel 5.4.4 wird auch für den am Schwierigkeitsindex relativierten Fehler eine $3 \times 3 \times 2$ Varianzanalyse mit dem 3-dreifach gestuften Messwiederholungsfaktor „Tempo“, dem ebenfalls dreifach gestuften Messwiederholungsfaktor „Drittel“ sowie dem zweifach gestuften Messwiederholungsfaktor „Zeit“ gerechnet. Für die Faktoren Drittel und Tempo ist wiederum eine Verletzung der Voraussetzung gegeben, dass die Varianzen unter den einzelnen Faktorstufen und die Korrelationen zwischen den Faktorstufen homogen sein müssen. Daher werden für die Faktoren Drittel und Tempo und ihre Interaktionen die nach Greenhouse-Geisser (GG) modifizierten Freiheitsgrade verwendet und – neben den Werten bei angenommener Homogenität (a.H.) – in Tabelle 9 mit angegeben.

Tabelle 9: Varianztafel für den am Schwierigkeitsindex relativierten mittleren absoluten Fehler (Tempo x Drittel x Messzeitpunkt)

Quelle	Voraussetzung	SS	df	SS/df	F	Sig.	part. η^2
DRITTEL	a.H.	,478	2	,239	117,859	,000	,874
	GG	,478	1,218	,393	117,859	,000	,874
Fehler (DRITTEL)	a.H.	6,898E-02	34	2,029E-03			
	GG	6,898E-02	20,704	3,332E-03			
TEMPO	a.H.	7,751E-03	2	3,876E-03	3,639	,037	,176
	GG	7,751E-03	1,594	4,863E-03	3,639	,049	,176
Fehler (TEMPO)	a.H.	3,621E-02	34	1,065E-03			
	GG	3,621E-02	27,093	1,336E-03			
ZEIT	a.H.	,286	1	,286	93,063	,000	,846
Fehler (ZEIT)	a.H.	5,232E-02	17	3,078E-03			
TEMPO * ZEIT	a.H.	7,424E-03	2	3,712E-03	3,563	,039	,173
	GG	7,424E-03	1,838	4,039E-03	3,563	,044	,173
Fehler (TEMPO * ZEIT)	a.H.	3,542E-02	34	1,042E-03			
	GG	3,542E-02	31,249	1,133E-03			
DRITTEL * ZEIT	a.H.	3,555E-02	2	1,778E-02	6,082	,006	,263
	GG	3,555E-02	1,144	3,107E-02	6,082	,020	,263
Fehler (DRITTEL * ZEIT)	a.H.	9,938E-02	34	2,923E-03			
	GG	9,938E-02	19,451	5,109E-03			
TEMPO * DRITTEL * ZEIT	a.H.	6,055E-03	4	1,514E-03	1,210	,315	,066
	GG	6,055E-03	2,342	2,586E-03	1,210	,313	,066
Fehler (TEMPO * DRITTEL * ZEIT)	a.H.	8,506E-02	68	1,251E-03			
	GG	8,506E-02	39,806	2,137E-03			

Es zeigen sich – wie schon bei der Auswertung der mittleren absoluten Fehler – signifikante Haupteffekte für alle drei Messwiederholungsfaktoren. Allerdings ist die Effektstärke des Faktors Tempo deutlich zurückgegangen, was bei der Berücksichtigung der Schwierigkeit auch zu erwarten war. Die Interaktion zwischen Drittel und Zeit ist wiederum signifikant: Auch nach Berücksichtigung der unterschiedlichen Schwierigkeiten der zufällig gewählten Trackingkurven in den äußeren beiden Dritteln unterscheidet sich der Lernverlauf bezüglich der verschiedenen Drittel. Die in Kapitel 5.4.4 gezogenen Schlussfolgerungen behalten also ihre Gültigkeit.

Tabelle 10: Mittelwerte der Verbesserung. Differenz des am Schwierigkeitsindex relativierten mittleren absoluten Fehlers vom ersten und letzten Messzeitpunkt.

		1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
langsam	\bar{x}	,035	,061	,042
	SD	,058	,042	,052
mittel	\bar{x}	,039	,097	,055
	SD	,049	,043	,116
schnell	\bar{x}	,053	,190	,044
	SD	,042	,057	,041
gemittelt	\bar{x}	,042	,089	,047
	SD	,042	,030	,057

Die kritische Differenz nach Scheffé berechnet sich nach der in Gleichung 3 (S. 61) angegebenen Formel für das α -Niveau von 0,05 zu 0,039, für $\alpha = 0,01$ zu 0,048; nach der Korrektur durch Greenhouse-Geisser liegen sie bei 0,046 ($\alpha = 0,05$) bzw. 0,057 ($\alpha = 0,01$)

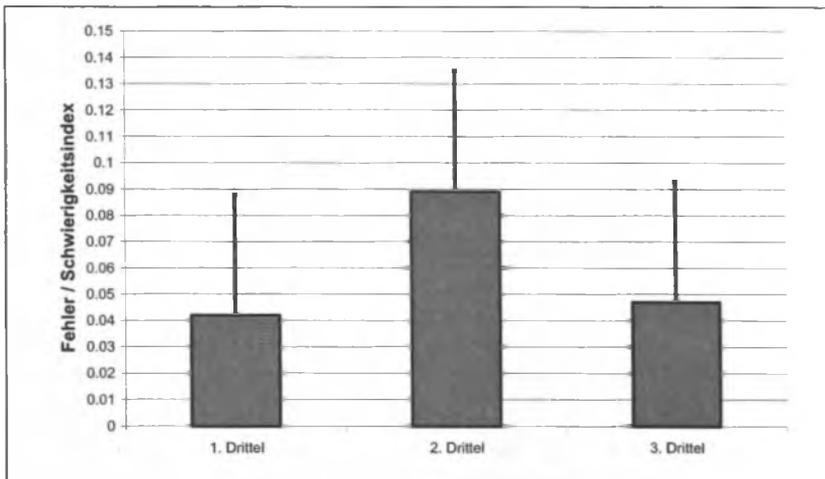


Abbildung 27: Verbesserung vom ersten zum letzten Durchgang über alle Geschwindigkeiten, aufgeschlüsselt nach Dritteln. Die Länge der Linie über den Balken entspricht der Kritischen Differenz nach Scheffé (korrigiert nach Greenhouse-Geisser) für das α -Niveau von 0,05.

Auch nach Berücksichtigung der Trackingschwierigkeit ist also der Lernfortschritt im mittleren Drittel höher als in den beiden äußeren Dritteln. Der Unterschied zwischen dem ersten und dem mittleren Drittel

ist gerade noch signifikant, während der Unterschied zwischen dem mittleren und dem letzten Drittel das Signifikanzniveau knapp verfehlt.

5.5.3 Transferaufgabe

Mit dem Stellen der Transferaufgabe wurden zwei Ziele verfolgt. Es sollte überprüft werden, ob das Lernen des mittleren, konstanten Drittels an die Durchführung unter bestimmten, trainierten Geschwindigkeitsbedingungen geknüpft ist oder ob das Lernen auf verschiedene Trackinggeschwindigkeiten transferiert werden kann. Dies wurde bereits in Abschnitt 5.4.5 gezeigt. Zweitens kann mit mehreren Geschwindigkeiten überprüft werden, ob der gewählte Schwierigkeitsindex vernünftige Resultate erzielt. Dazu dienen die Daten aus Tabelle 11, die in Abbildung 28 dargestellt sind.

Tabelle 11: Am Schwierigkeitsindex relativierte Fehler in der Transferuntersuchung

		1. Drittel		2. Drittel		3. Drittel		Gesamt	
		\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s	\bar{x}	s
Tempo [s]	12,5	,307	,058	,353	,095	,423	,087	,361	,093
	15,0	,314	,069	,307	,077	,409	,096	,343	,093
	17,5	,291	,060	,278	,080	,408	,099	,325	,099
	20,0	,298	,081	,314	,141	,394	,087	,335	,113
	25,0	,304	,068	,308	,087	,430	,122	,347	,111
Gesamt		,303	,067	,312	,010	,413	,098	,342	,102

Auch hier zeigt sich, dass die unterschiedlichen Geschwindigkeitsbedingungen alle zu ähnlichen Fehlermaßen führen. Das bedeutet, dass die Schwierigkeitsbewertung nach Wickens recht gut die Veränderung der Aufgabenschwierigkeit bei einer Veränderung der Geschwindigkeit der Trackingaufgabe erfasst. Die Muster der beiden Transfergeschwindigkeiten – 12,5 s und 17,5 s – unterscheiden sich kaum von denen der geübten Geschwindigkeiten.

Die Schwierigkeitsbewertung der unterschiedlichen Kurven der verschiedenen Drittel nach Wickens scheint das letzte Drittel als zu

schwer einzuschätzen. Seine Werte liegen in allen Geschwindigkeitsbedingungen über denen der beiden anderen Drittel.

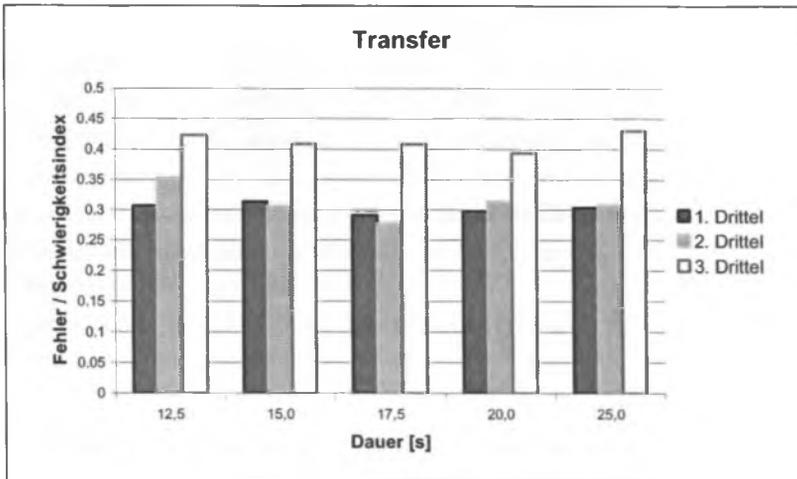


Abbildung 28: Die am Schwierigkeitsindex relativierten mittleren absoluten Fehler in der Trackingaufgabe über die Versuchs- und Transfargeschwindigkeitsbedingungen.

5.6 Diskussion

In dem durchgeführten Experiment konnten die aus der Literatur (Magill 1998; Wulf & Schmidt 1997) bekannten Ergebnisse nur eingeschränkt repliziert werden.

Zunächst bestätigte sich in dem Fragebogen, dass die Vpn die Konstanz des mittleren Drittels nicht bewusst wahrnehmen. (Dieses Ergebnis erstaunt zumeist unvoreingenommene Leserinnen und Leser. Dies ist m.E. dadurch zu erklären, dass bei der Darstellung der Untersuchung – wie auch in dieser Arbeit – in den Diagrammen jeweils der gesamte Spurverlauf zu einem Zeitpunkt wahrgenommen werden kann. Die Vpn im Experiment sehen aber nur die beiden Kreuze, das Ziel- und das Cursorkreuz. Ich vermute, dass, würde man die Kurve, auf der sich das

Zielkreuz bewegt, kurz einblenden, alle Vpn die Konstanz des mittleren Drittels bemerken würden.)

Trotz dieses Befunds ist die Verbesserung im konstanten mittleren Drittel am größten (vgl. Abbildung 19). Jedoch wird nach Berücksichtigung der Trackingschwierigkeit nur der Unterschied zwischen dem ersten und dem mittleren Drittel signifikant. Beachtet werden muss dabei zusätzlich die Möglichkeit, dass dieses Ergebnis durch einen Deckeneffekt mitverursacht wird. Bei den offensichtlich leichteren äußeren Dritteln könnte es sein, dass die Vpn schon zu Beginn des Experiments an ihre Leistungsgrenzen stoßen und sich kaum noch verbessern können. Zumindest bei den Geschwindigkeitsbedingungen kann der Effekt nachgewiesen werden, er zeigt sich durch die signifikante Interaktion zwischen „Tempo“ und „Zeit“ (s. Daten in den Tabellen 3 und 10, statistische Kennwerte in den Tabellen 2 und 9).

Insgesamt sind die Lernfortschritte, vor allem in der langsamen Geschwindigkeitsbedingung, nicht besonders groß. Qualitativ ist eine Verbesserung kaum zu erkennen. Quantitativ wird die Verbesserung im Übungsverlauf aber signifikant.

Für den Fangversuch muss das Zielkreuz im sonst konstanten mittleren Drittel nun einer zufällig gewählten Kurve folgen. Diese Kurve muss aber, um die Vergleichbarkeit herzustellen, die gleiche Trackingschwierigkeit besitzen, darf aber der konstanten Kurve nicht ähneln, um Transfereffekte auszuschließen. Da die Bewertung der Trackingschwierigkeit aber offensichtlich ungenau ist, wird darauf verzichtet, die Hypothese 4 (S. 46), dass die Trackingleistung im Fangversuch schlechter als in den benachbarten Versuchen sein soll, statistisch zu untersuchen.

6 Simulation

In diesem zentralen Abschnitt der Arbeit geht es nun darum, die oben dargestellten Gedanken zur motorischen Kontrolle und zum motorischen Lernen auf ein konnektionistisches Modell des Lernens einer einfachen Handgelenksbewegung anzuwenden, die die Computermaus in der Spurverfolgungsaufgabe kontrolliert.

Ziel dieser Arbeit ist es herauszufinden, welche Rolle die Efferenzkopie dabei spielt. Dazu wird – nachdem das Modell einmal erstellt ist – die Efferenzkopie nach unterschiedlichen Zeitintervallen zur Verfügung gestellt. Das resultierende Verhalten der Simulation wird mit dem experimentell erhobenen Verhalten der Versuchspersonen verglichen. Daraus werden Rückschlüsse auf den Beitrag und die Zeitdauer der Verarbeitung der Efferenzkopie erhofft.

6.1 Das Modell des Effektors

In diesem Kapitel werden einfache planare Handgelenksbewegungen in ein mathematisches Modell übersetzt. Ausgangspunkt ist das Masse-Feder-Modell, in dem zielgerichtete Bewegungen über Gleichgewichtspunkte angesteuert werden.

In dem im vorigen Kapitel beschriebenen Experiment kontrollierten die Vpn durch Bewegungen ihres Handgelenks die Computermaus, die wiederum Bewegungen des Cursors erzeugt. Ein konnektionistisches Modell muss also die dynamische Steuerung der Handbewegung bewältigen. Dazu braucht man ein mechanisches und ein dynamisches Modell des Handgelenks. Es sollen anatomische und physiologische Verhältnisse berücksichtigt werden, allerdings würde schon die Integration aller beteiligten Muskeln in das Modell den Rahmen dieser Arbeit sprengen. Dies ist für eine realistische Simulation jedoch nicht nötig, denn „insgesamt haben es die höheren Zentren des ZNS also gar nicht mit einzelnen Muskeln und deren komplizierten mechanischen Effekten und wechsel-

seitigen Abhängigkeiten zu tun, sondern mit fest oder flexibel verschalteten Muskelgruppen, die bereits für sich eigenständige Leistungen erbringen.“ (Heuer, 1983, S. 19). Die hier verwendete Modellierung lehnt sich an das Gleichgewichtspunkt-Modell (oder auch Masse-Feder-Modell) an, das zuerst von Feldman (Feldman, 1966a; Feldman, 1966b) entwickelt wurde. Vereinfacht gesagt werden die verschiedenen Muskeln – wie auch in der funktionalen Anatomie – zu Gruppen zusammengefasst. Diese Muskelgruppen werden dann durch (überdämpfte) Federn modelliert, die den entsprechenden physikalischen Gesetzen folgen, die Massenträgheit der Muskeln, Knochen und sonstiger Gewebe wie üblich durch einen Massepunkt. Im Fall der Simulation einer Folgebewegung müssen nun die Federkonstanten gefunden werden, die den Zielpunkt der Folgebewegung als einen Gleichgewichtszustand besitzen. Vorteil einer solchen Modellierung ist, dass die Dynamik der Bewegung nicht *berechnet* werden muss, sondern die Bewegung *ergibt* sich nach der Einstellung der Federkonstanten. Nehmen wir beispielsweise an, die Hand ruht an ihrem Gleichgewichtspunkt. Sie soll nun nach innen bewegt werden. Dies kann dadurch erreicht werden, dass die inneren Muskeln angespannt und die äußeren Muskeln entspannt werden. Übersetzt ins Gleichgewichtspunkt-Modell würde dies bedeuten, dass die Zugkraft, d.h. die Federkonstante der inneren Feder erhöht und die der äußeren Feder erniedrigt wird. Die Bewegung zum neuen Gleichgewichtspunkt wird sich nun „wie von selbst“ ergeben. Dies macht die Steuerung von Ziel- und Greifbewegungen relativ einfach, es muss nur jedem Punkt im Raum ein Verhältnis von Federkonstanten zugeordnet werden. Für die Kontrolle einer *Bewegungsbahn*, wie es in Spurverfolgungsaufgaben gefordert ist, müssen aber ständig neue, „virtuelle“ Gleichgewichtspunkte angesteuert werden. Zwar braucht auch hier die Dynamik nicht explizit berechnet zu werden, „but there remains the formidable problem of how to select an appropriate pattern of neural activation to produce a desired virtual trajectory“ (Bizzi, Hogan, Mussa-Ivaldi & Giszter, 1992, S. 612).

Zur Steuerung einer „echten“ Hand müssen also die Muskelspannungen angepasst werden. Leider steht aber in der Simulation keine „echte“

Hand zur Verfügung, sondern auch von der Hand gibt es nur ein mathematisches Modell. Grundsätzlich wäre es möglich gewesen, eine „echte Roboterhand“ als Modell zu nehmen. Dies würde es verzichtbar machen, die unten aufgeführten Differentialgleichungen für die Dynamik der Handbewegung (Gl. 6 und 7) zu entwickeln, da diese ja an dem Robotermodell erprobt und beobachtet werden könnten. Dieses Vorgehen ist aber zum Scheitern verurteilt, da es keinen die Roboterhand bewegenden Motor gibt, der in annähernd realistischer Weise die Muskelaktivität abbilden könnte. Typische Elektromotoren sitzen in den Gelenken, sie erhalten Strom und produzieren ein Drehmoment, unabhängig von der aktuellen Winkelstellung und -geschwindigkeit. Da es in dieser Arbeit aber darum geht, die Prinzipien der menschlichen Bewegungssteuerung zu simulieren, muss auch das dynamische Verhalten der Hand mathematisch modelliert werden. Wenn es darum ginge, Roboter möglichst effiziente Handbewegungen ausführen zu lassen, dann wäre es sinnvoller, eine „echte“ Roboterhand zu verwenden und nicht ihr mathematisches Modell. Die Funktionsweise des Modells und die Parameter werden in Abbildung 29 verdeutlicht.

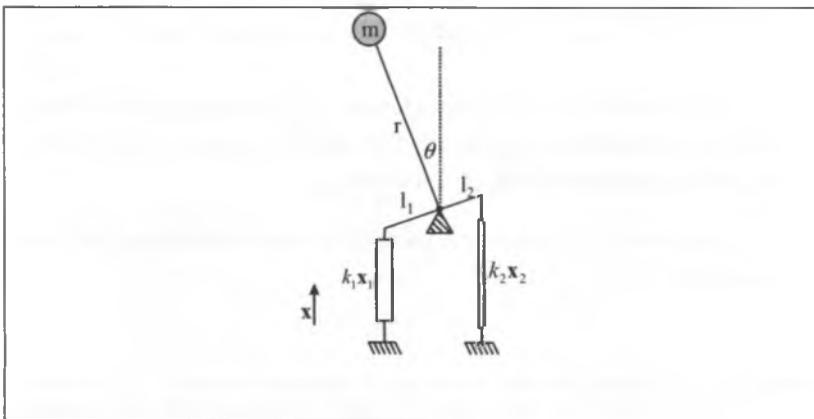


Abbildung 29: Masse-Feder-Modell des Handgelenks. Die Handgelenksmuskeln werden durch zwei Federn mit den Federkonstanten k , dem Abstand zur Drehachse l und der momentanen Auslenkung x modelliert. Daraus ergibt sich ein Drehmoment, das die im Abstand r von der Drehachse entfernten Schwerpunkt der Hand rotieren lässt.

Die Bewegungsgleichungen für die Hand lauten:

$$\frac{d}{dt}\theta = \omega = \dot{\theta} \quad (\text{Gl. 6})$$

$$\frac{d}{dt}\dot{\theta} = \ddot{\theta} = c(k_1 l_1^2 - k_2 l_2^2) \cos \theta \sin \theta - \gamma \dot{\theta} \quad (\text{Gl. 7})$$

Sie werden durch das Runge-Kutta-Näherungsverfahren 4. Ordnung in eine zeitdiskrete Form gebracht. Dabei entspricht c einer Konstanten, die durch die Reziproke des Trägheitsmoments der Hand, hier zu mr^2 idealisiert, festgelegt wird. Die beiden Federn (bzw. Muskeln) haben eine Rückstellkraft, die nach dem Hook'schen Gesetz zumindest für kleine Auslenkungen linear zu ihrer Auslenkung ist. Die Auslenkungen sind voneinander abhängig, so dass die Federkonstanten k_i den Gleichgewichtspunkt festlegen. Dieser liegt genau dort, wo der Klammerausdruck in Gleichung 7 Null wird und sich die von den Federn ausgeübten Kräfte gegenseitig aufheben. Der Gleichgewichtswinkel θ_{Gl} kann durch folgende Formel berechnet werden:

$$\theta_{Gl}(k_1, k_2) = \arctan \left(x_c \frac{l_2 k_2 - l_1 k_1}{l_1 l_2 (k_1 + k_2)} \right) \quad (\text{Gl. 8})$$

mit x_c als einer für beide Federn gleiche Grundausslenkung beim Winkel Null, die verhindert, dass negative Federauslenkungen – dies entspräche einem Quetschen des Muskels – vorkommen.

Ein Ausschnitt des Graphen der Funktion 8 wird in Abbildung 30 veranschaulicht.

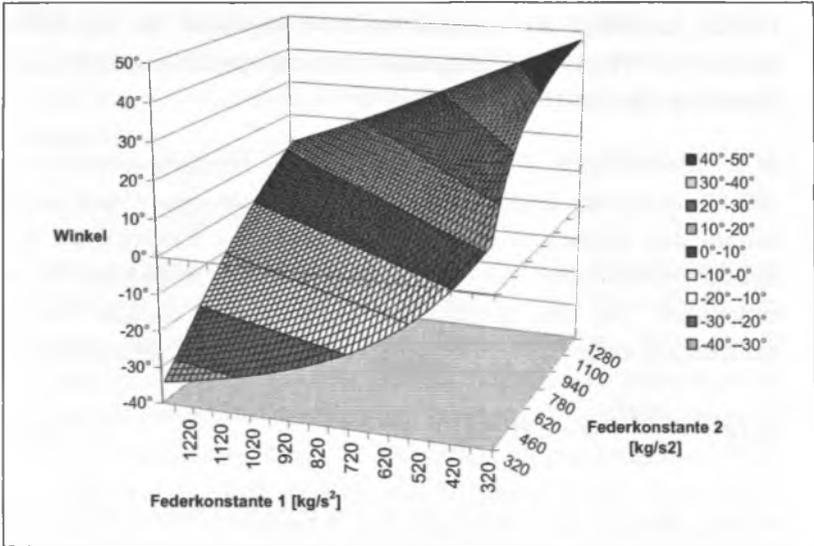


Abbildung 30: Zusammenhang zwischen den Federspannungen und dem Gleichgewichtswinkel im beschriebenen Modell.

Zu beachten sind dabei noch Randbedingungen. Die Beweglichkeit des Handgelenks wird durch Bänder und Knochen eingeschränkt. Nach medial kann das Handgelenk rund 20° adduziert, nach lateral ca. 45° abduziert werden.

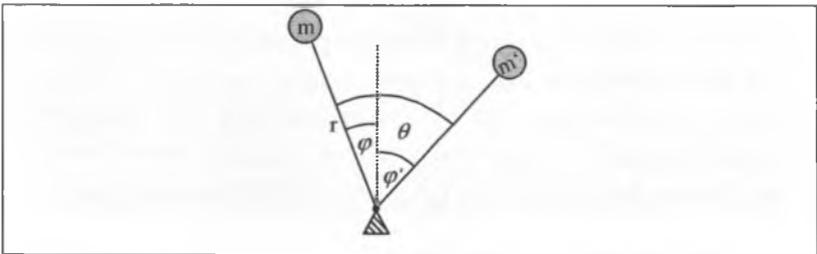


Abbildung 31: Winkeltransformation für die Berechnung der Dynamik der Bewegung. Gegeben sei die Ausgangsposition m und die Zielposition m' . In den Bewegungsgleichungen ist m' die Gleichgewichtsposition und θ der Auslenkwinkel. In Handkoordinaten ist die Null-Lage die gestrichelte „Geradeaus“-Position, die Positionen werden relativ zu dieser Nullposition bestimmt.

Für die Simulation der Dynamik der Bewegung muss der von außen beobachtete Winkel des Handgelenks θ in den Auslenkwinkel φ transformiert werden (s. Abbildung 31).

In der beabsichtigten Simulation soll durch die Handgelenksbewegung eine Computermaus gesteuert werden, die wiederum einen Cursor vertikal auf dem Bildschirm bewegt. Dabei sollen die Extrempunkte der Handgelenksbewegung den Cursorpositionen an den Bildschirmrändern entsprechen. Um dies zu gewährleisten, reicht eine einfache lineare Transformation der Handgelenkwinkel auf die Bildschirmkoordinaten:

$$P_y(\varphi) = \frac{1600}{\pi} \varphi + 266,6 \quad (\text{Gl. 9})$$

mit dem Handgelenkwinkel φ und dem horizontalen Pixelpunkt P_y . Bei $-\pi/8$ (-20°) wird der Pixelpunkt 0, bei $\pi/4$ (90°) der Pixelpunkt 600 erreicht. Die Pixelpunkte werden zur Verarbeitung im Netz auf einen Bereich zwischen $-0,5$ und $0,5$ normiert.

6.2 Exkurs: Konnektionistische Zeitmodelle

In diesem Exkurs wird zunächst kurz dargestellt, welche Möglichkeiten zur Verarbeitung von Zeit in KNN prinzipiell verwendet werden und welche Konsequenzen dies für die Modellierung hat. Anschließend werden konnektionistische Modelle vorgestellt, die die Modellierung der psychischen Realität zeitlicher Informationen für sich beanspruchen.

6.2.1 Zeit in künstlichen neuronalen Netzwerken

Auf eine (mathematische) Abhandlung der Funktionsweise künstlicher neuronaler Netze wird in dieser Arbeit verzichtet. Sie ist in den Grundzügen bekannt und kann in zahlreichen Veröffentlichungen nachgelesen werden (z.B. Chauvin & Rumelhart, 1995; Ellis & Humphreys, 1999; Lawrence, 1992; Parks, Levine & Long, 1998; Parks et al., 1991; Rojas,

1993). Für die Simulation von Bewegungen ist es notwendig, zeitliche Abhängigkeiten in dem konnektionistischen Modell zu berücksichtigen. Hierzu gibt es verschiedene Möglichkeiten, die im folgenden dargestellt werden sollen.

6.2.1.1 Die zeitliche Struktur als Eingabevektor

Liegen die Punkte einer oder mehrerer Zeitreihen als Eingabedaten vor, ist es oft die Aufgabe des Netzes, aus dem Verlauf der Zeitreihe ihre künftige Entwicklung vorherzusagen. Dazu werden die Werte von N Zeitpunkten einer Zeitreihe dem Netz als Eingabevektor präsentiert, die gewünschte Ausgabe ist der Wert zum Zeitpunkt $N+1$ (s. Abbildung 32). Das „Gedächtnis“ des Netzes ist also perfekt für das Zeitfenster von N Zeitpunkten und gleich Null für alle Zeitpunkte davor. Solche KNN kommen oft bei der Analyse von Wirtschaftsdaten (Aktienkurse etc.) zum Einsatz.

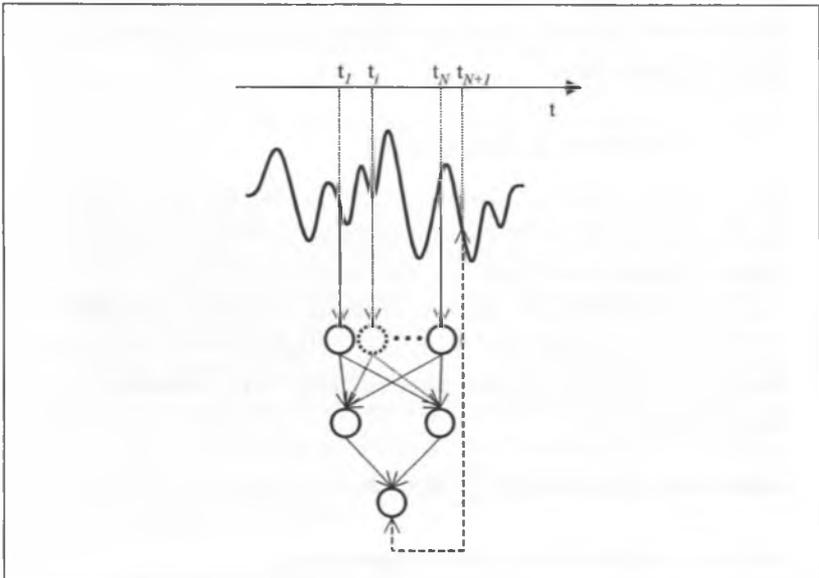


Abbildung 32: Zeitreihe als Eingabe in ein KNN. Die Werte der Reihe zu den Zeitpunkten t_1 bis t_N bilden die Komponenten des Eingabevektors, der Wert der Zeitreihe zum Zeitpunkt t_{N+1} die Ausgabe des Netzes.

Vorteil dieser Architektur ist, dass der übliche backpropagation-Algorithmus für statische Netzwerke verwendet werden kann, denn die adaptiven Parameter liegen in dem statischen *feedforward*-Teil des Netzes. Ein Nachteil ist, dass die Größe des Zeitfensters N vorab definiert werden muss und nicht variabel bestimmt werden kann. Liegen die für die Simulation entscheidenden Daten außerhalb des Zeitfensters, gibt es keine Möglichkeit, den nächsten Zeitpunkt richtig zu prognostizieren. Ein zweiter, entscheidender Nachteil ist, dass bereits geringfügige zeitliche Verschiebungen innerhalb einer Klasse von Eingabemustern zu völlig verschiedenen Eingabevektoren führen, deren Ähnlichkeit in dieser Architektur nicht erkannt werden kann. Dies ist für die Analyse von Aktienkursen nicht relevant, denn die Daten liegen in einem wohldefinierten Abstand vor. Bei der Bewegungsproduktion ist dies aber entscheidend. Eine Verzögerung in einem Teil der Bewegung kann eine Beschleunigung, aber auch eine Verzögerung in einem zweiten Bewegungsteil zur Folge haben, die zu jeweils anderen Konsequenzen führt. Daher eignet sich eine solche Architektur nicht für das Simulieren von Bewegungssequenzen.

6.2.1.2 *Einheiten mit Kurzzeitspeicher*

Das Verhalten eines formalen Neurons, in Anlehnung an Rumelhart, McClelland und die PDP-Forschungsgruppe (1986) im folgenden auch *Einheit* genannt, kann nicht nur von seiner Aktivierung, sondern auch von seinem vorherigen Zustand abhängig sein. Die Ausgabe einer Einheit zum Zeitpunkt $n-1$ ist dann – multipliziert mit einem *decay*-Faktor – zusätzliche Eingabe zum Zeitpunkt n (s. Abbildung 33). Im einfachsten Fall ist

$$\mathbf{y}(n) = (1 - \mu)\mathbf{y}(n-1) + \sum \mathbf{x}_i + \theta \quad (\text{Gl. 10})$$

mit dem Ausgabevektor \mathbf{y} , dem Eingabevektor \mathbf{x} , dem Schwellenwert θ und dem *decay*-Faktor μ , $0 < \mu < 1 \in \mathbb{R}$. Das „Gedächtnis“ für vergangene Zeitpunkte nimmt exponentiell ab, dabei ist die Rate abhängig von dem *decay*-Faktor. Die Länge des Gedächtnisses ist theoretisch unend-

lich, praktisch wird sie aber nach einiger Zeit vom Rauschen der Eingabe überdeckt.

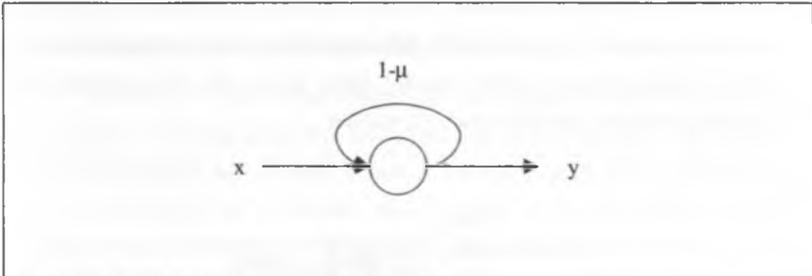


Abbildung 33: Einheit mit einem Kurzzeitspeicher.

Wenn sich die Einheiten mit Kurzzeitspeicher auf die Eingabeschicht beschränken und μ konstant gehalten oder unabhängig von der Eingabe und dem Fehler verändert wird, kann das Netz mit dem statischen backpropagation-Algorithmus trainiert werden. Er ist dann stabil, wenn die lokalen Eingabeeinheiten stabiles Verhalten zeigen. Ein lokales „Kurzzeitgedächtnis“ der Einheiten ist biologisch plausibel, reagieren doch natürliche Neuronen auf Erregung mit unterschiedlich lang andauernden *spike trains*, die durch Rückkopplung ihrer eigenen Aktivität zustande kommen.

Eine Begrenzung dieser Art der Verarbeitung von Zeit in KNN ist das (inverse) Modellieren von dynamischen Systemen. Aufgrund der kurzen Zeitspanne, die in lokalen rekurrenten Verbindungen gespeichert werden kann, werden die Eigenschaften dynamischer Systeme nur in Ausnahmefällen erfasst. Damit scheidet auch sie für eine Simulation von Bewegungsprozessen aus. Eine Verbesserung besteht darin, die Dynamik des Systems durch Verbindungen zwischen den Einheiten oder Schichten abzubilden, sie sozusagen im „Langzeitspeicher“ des Netzes zu erfassen. Dies führt zu rekurrenten KNN.

6.2.1.3 Rekurrente Netzwerke

Ein einfaches rekurrentes Netz wurde von Elman (1990) entwickelt (s. Abbildung 34). Es hat die gleiche Architektur wie ein einfaches mehr-

schichtiges Netz, nur dass die Erregung der verdeckten Schicht in einem Zeitschritt Δt 1:1 in eine Kontextschicht projiziert wird. Die Kontextschicht ist mit der verdeckten Schicht vollständig verbunden und wird wie eine normale Eingabeschicht behandelt. Da die Gewichte der rekurrenten Verbindungen nicht adaptiv sind, kann das Elman-Netz mit Standard-backpropagation trainiert werden.

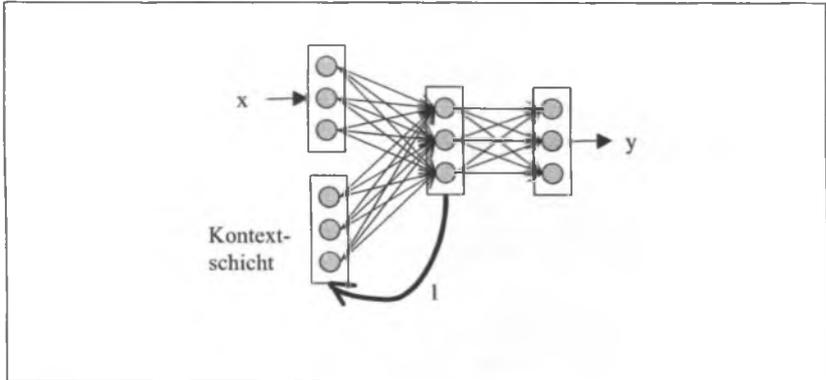


Abbildung 34: Einfaches rekurrentes Netz nach Elman (1990).

Im Trainingsverlauf adaptiert die Gewichtematrix zwischen der Kontextschicht und der verdeckten Schicht so, dass der Ausgabefehler minimiert wird. D.h. die Gewichte stellen sich durch den Lernalgorithmus so ein, dass die für die aktuelle Ausgabe relevanten Eigenschaften der Eingabevektoren früherer Zeitschritte jeweils dem Netz zur Verfügung gestellt werden. Mit dieser sparsamen, aber auch effizienten Adaptation an vergangene Ereignisse kommen einfache rekurrente Netze für die gewünschte Simulation in Frage.

Im allgemeinen Fall sind die Gewichte der rekurrenten Verbindungen nicht festgelegt, sondern adaptiv, d.h. durch einen Lernalgorithmus anpassbar. Dies bedeutet, dass die "Gedächtnisspanne" des KNN von dem rückgemeldeten Ergebnis abhängig wird. Statisches Backpropagation kann dabei nicht angewendet werden, da die partielle Ableitung des Fehlers nach den Gewichten nicht nur von dem aktuellen Zustand abhängt, sondern auch von dem vorherigen, dieser wieder von den

vorherigen usw. Für solche Fälle wurde *backpropagation through time* (BPTT) entwickelt.

6.2.1.4 *Backpropagation through time (BPTT)*

Eine Technik zur Veranschaulichung der Entwicklung von BPTT ist es, die zeitliche Abhängigkeit der einzelnen Schichten räumlich darzustellen. Die Einheiten der Schicht k zum Zeitpunkt n projizieren dann nicht nur in die Schicht $k+1$, sondern auch in eine weitere Schicht, die die Schicht k zum Zeitpunkt $n+1$ darstellt. Der quadratische Fehler J_n zu einem Zeitpunkt n wird für die gesamte Trajektorie, d.h. für alle Zeitpunkte aufaddiert zu

$$J = \sum_{n=0}^T J_n = \frac{1}{2} \sum_n \sum_m^k (o_m(n) - t_m(n))^2 \quad \text{Gl. (11)}$$

mit dem Fehler J , der Anzahl der Zeitpunkte T , der Anzahl der Ausgabe-einheiten k , dem Output o der Einheit m zum Zeitpunkt n und dem Target t . Die Lernfunktion entspricht der partiellen Ableitung des Fehlers J nach allen Gewichten w_{ij} über alle Zeitpunkte n :

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ij}} = \sum_n \sum_m \frac{\partial J}{\partial y_m(n)} \frac{\partial^d}{\partial w_{ij}} y_m(n) \quad \text{Gl. (12)}$$

Dieses Verfahren hat den (praktischen) Nachteil, dass es für längere Trajektorien einen sehr hohen Rechenaufwand benötigt. Der theoretische Nachteil liegt darin, dass das Lernen nicht „lokal in der Zeit“ erfolgt, sondern dass dem Netz zur Ermittlung des Fehlers die gesamte Zieltrajektorie bekannt sein muss, da für jeden Zeitpunkt n der Fehler berechnet wird. Die Anpassung der Gewichte (also das Lernen) kann erst nach dem Berechnen des Fehlers für den letzten Zeitpunkt erfolgen und geschieht dann rückwärts für alle Fehler bis zum ersten Zeitpunkt.

Zusammenfassend ist festzustellen, dass für die Simulation von Bewegungsaufgaben prinzipiell nur rekurrente Netzwerke in Betracht

kommen, da bei ihnen die relevanten Eigenschaften vergangener Eingaben durch die Gewichtematrix codiert werden und damit langfristig zur Verfügung stehen.

6.2.2 Zeit in konnektionistischen Modellen

Im Gegensatz zu anwendungsbezogenen Modellen (wie bei der Vorhersage von Aktienkursen oder der Analyse von akustischen Signalen) müssen konnektionistische Modelle eine psychologische Plausibilität besitzen. Beispielhaft werden hier zwei Modelle dargestellt, die explizit sequentielle Bewegungen und Reaktionszeiten im Modell berücksichtigen. Dort kommt die Zeit entweder als Komponente des Eingabevektors vor (Buckingham & Schultz, 1994), oder sie wird durch die Verbindungsstärken abgebildet (Cleeremans & McClelland, 1991).

6.2.2.1 Zeit als Komponente des Eingabevektors

Buckingham und Shultz (1994) entwickelten ein konnektionistisches Modell, das den Zusammenhang zwischen Zeit, Abstand und Geschwindigkeit erlernt. Die drei Dimensionen wurden jeweils durch fünf Eingabeeinheiten codiert. Es konnten jeweils fünf verschiedene Zustände eingegeben werden, wobei genau eine Einheit der Eingabedimension auf 1, die anderen auf 0 gesetzt wurden. In jeweils einer Dimension erfolgte keine Eingabe, das Netz sollte ihren Wert aus den beiden anderen erschließen.

In der Simulation ging es darum, durch die Analyse der Netzdyamik auf den Erwerb von Regeln für den Zusammenhang von zeitlichen Dauern und bewegten Objekten zu schließen. Dabei wurde die Zeit durch fünf verschiedene Zeiträume codiert, die verschiedenen Weg- und Geschwindigkeitsbedingungen zuzuordnen waren. Beim Erlernen der Zusammenhänge von Zeit, Weg und Geschwindigkeit des KNN konnten drei verschiedene Stadien erkannt werden. Zunächst wurden Zeit und Geschwindigkeit der Dauer gleichgesetzt (Identitätsphase). Darauf folgte ein Stadium, indem eine Subtraktionsregel benutzt wurde: Zeit ist Dauer

minus Geschwindigkeit bzw. Geschwindigkeit ist Dauer minus Zeit. In einem Dritten Stadium erst wurden die korrekten multiplikativen Zusammenhänge erkannt. Diese Phasen konnten auch bei der kognitiven Entwicklung von Kindern experimentell gefunden werden (Wilkening, 1981).

Unter dem Aspekt der motorischen Kontrolle ist diese Art der Modellbildung nicht angemessen. Bei der motorischen Kontrolle geht es darum, die interne Zeit zum generieren von Bewegungen äußeren räumlich-zeitlichen Bedingungen anzupassen. Die Zeit als Komponente des Eingabevektors zu betrachten ist schon deswegen nicht plausibel, da kein Lebewesen bekannt ist, das einen Rezeptor für Zeit besitzt. Zusätzlich wird dadurch der Prozesscharakter des Modells in Frage gestellt, da die Zeit als Objekt modelliert wird und nicht durch den Prozess der Verarbeitung abgebildet wird.

6.2.2.2 *Zeit als Aktivierungsstärke*

Cleeremans (1993) und Cleeremans und McClelland (1991) modellierten das implizite Lernen serieller Wahlreaktionszeitaufgaben mit einem rKNN nach Elman (1990, s.o.). Das Untersuchungsdesign entlehnten sie dem experimentellen Paradigma von Nissen und Bullemer (1987). Dabei erscheint jeweils ein Punkt auf einer von sechs möglichen, auf einer horizontalen Linie liegenden Stelle auf einem Computermonitor. Die Vpn müssen die damit korrespondierende Taste der Tastatur drücken, woraufhin der nächste Punkt erscheint usw. Die Reihenfolge der Punkte gehorcht einer durch eine finite Grammatik festgelegten Regel. Um die Reaktionszeit der menschlichen Vpn mit der Ausgabe des Netzes zu vergleichen, gingen die Autoren von der Annahme aus,

„(1) that the normalized activations of the output unit represent response tendencies, and (2) that there is a linear reduction in R[ea]c[tion]T[ime] proportional to the relative strength of the unit corresponding to the correct response.” (Cleeremans 1993, 96).

Die Ergebnisse der Simulation mit dem Elman-Netz konnten überzeugen. Damit entwickelten Cleeremans und McClelland (1991) ein zu den bisherigen Ansätzen alternatives Modell. In dem rKNN werden die aktuellen Elemente zusammen mit den für die Antizipation des nächsten Elements relevanten Informationen gespeichert. In der Simulation konnten sie zeigen, dass „in addition to the long-term and progressive facilitation ... responses are also effected by short-term (repetitive and associative) priming effects.“ (S. 251). Diese kurzzeitigen Priming-Effekte verschwanden aber mit zunehmender Übungsdauer.

Für die Simulation von zeitkritischen Bewegungshandlungen ist dieses Modell wegen seiner Annahmen allerdings eher ungeeignet. Wenn es darum geht, das „Timing“ von Bewegungen zu lernen, reicht es nicht, die Aktivierungsstärke zwischen verschiedenen antizipierten Verhaltensweisen zu verteilen, sondern es muss ein Bewegungsfluss generiert werden, der sich dem räumlich-zeitlichen Ziel annähert. Vor allem müssen auch auf falsch antizipierte Ereignisse, bei Cleeremans und McClelland durch die Aktivierung „Null“ gekennzeichnet, (Korrektur-)Bewegungen hervorgerufen werden können.

Eine alternative, bisher noch nicht entwickelte Methode, die im Rahmen der vorliegenden Arbeit realisiert werden soll, ist, eine Modellzeit zu formulieren. Die Dauer der Reaktionszeit hängt dann von der Anzahl der Verarbeitungsschritte bis zur „richtigen“ Reaktion ab.

6.3 Erwartungen

Als Ausgangsbasis für die Simulation dient das Modell von Jordan und Rumelhart (1992). Wie oben schon erwähnt, verknüpfen Jordan und Rumelhart ein inverses Modell mit einem Vorwärtsmodell. Das inverse Modell bildet die Beziehung zwischen der Intention und dem Zustand der Umwelt auf der Eingabeseite und den Efferenzen auf der Ausgabe-seite ab. Dabei ist der Zustand der Umwelt aber nicht wie bei Jordan und Rumelhart unmittelbar zugänglich, sondern nur über die Reize der

Sinnesorgane zu konstruieren. Diese stehen wiederum nur mit einer zeitlichen Verzögerung zur Verfügung, wie in Kapitel 4.2 dargelegt. Das in der hier vorliegenden Arbeit benutzte inverse Modell wird in Abbildung 35 verdeutlicht.

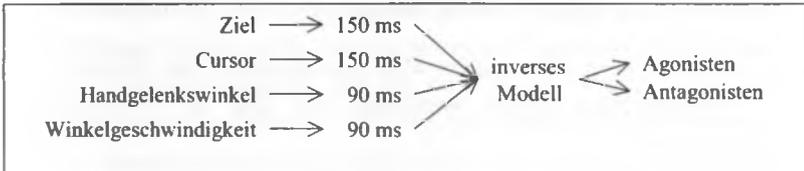


Abbildung 35: Ein- und Ausgabekomponenten des inversen Modells mit physiologisch begründeten Verzögerungszeiten.

Die in dem inversen Modell produzierten Efferenzen, d.h. die Federkonstanten im Effektorenmodell, setzen nun eine Bewegung des modellierten Handgelenks in Gang, die wiederum Effekte in der Umwelt hat. Bei der simulierten Spurverfolgungsaufgabe ist dies die Bewegung des Cursor-Kreuzes.

Das Vorwärtsmodell liefert eine Vorhersage der Bewegungsergebnisse auf der Grundlage der wahrgenommenen Umweltbedingungen und einer Kopie der produzierten Efferenzen (s. Abbildung 36).

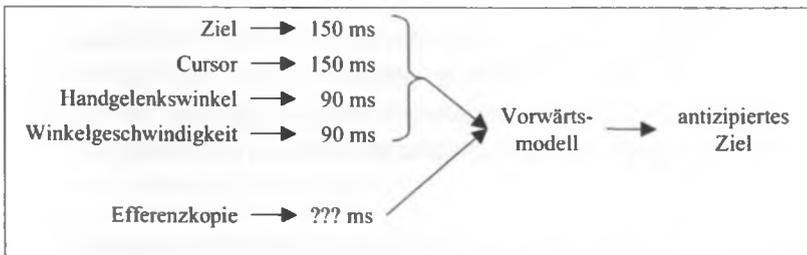


Abbildung 36: Ein- und Ausgabekomponenten des Vorwärtsmodells mit den physiologisch begründeten Verzögerungszeiten.

In der hier durchgeführten Simulation sollen unterschiedliche Verarbeitungszeiten für die vom inversen Modell in das Vorwärtsmodell projizierte Efferenzkopie untersucht werden. Dabei werden Verarbeitungszeiten zwischen 0 und 5 Zeittakten, d.h. zwischen 0 und 150 ms untersucht. Eine längere Verarbeitungszeit zu untersuchen ist nicht sinnvoll,

denn nach 150 ms steht im oben dargestellten Modell schon die visuelle Rückmeldung zur Verfügung, so dass die naturgemäß ungenauere Schätzung des Bewegungsergebnisses auf Grundlage der Efferenzkopie keinen Vorteil bringen kann. Wenn die Modellierung gelingt, sollten die folgenden Erwartungen bestätigt werden:

1. Erwartet wird, dass unter allen Bedingungen ein Erlernen der Spurverfolgungsaufgabe stattfindet, sich also der Trackingfehler verringert.
2. Wenn die Efferenzkopie beim Erlernen der Aufgabe eine Bedeutung hat, wird eine schnellere Verarbeitung einen größeren Lerneffekt haben als eine langsame Verarbeitung. Wenn sich dieses Ergebnis systematisch bestätigt, d.h. wenn für alle Bedingungen jeweils gilt, dass je länger die Verarbeitungszeit der Efferenzkopie desto größer der Fehler in der Spurverfolgungsaufgabe, soll dies als Hinweis auf die Nützlichkeit der Verarbeitung der Efferenzkopie gewertet werden. Wenn hingegen Unregelmäßigkeiten auftreten, wenn also die Rangfolge der Verarbeitungszeiten nicht mit der Rangfolge der Lernleistung in der Spurverfolgungsaufgabe korreliert, kann eine wichtige Rolle der Efferenzkopie nicht nachgewiesen werden.
3. Nach einer gewissen Anzahl von Iterationen sollte die Konstanz des mittleren Drittels vom Netz „erkannt“ werden. Dies sollte sich in einer deutlichen Verbesserung der Trackingleistung des mittleren Drittels gegenüber den beiden äußeren Dritteln niederschlagen.

6.4 Simulation 1

Alle hier dargestellten Simulationen wurden mit Hilfe des Softwareprogramms NeuroSolutions 3.0 implementiert, wobei die Besonderheiten der Aufgabe durch dynamische Links programmiert wurden. Auf der Umschlag-Vorderseite dieses Buchs ist die Darstellung des gesamten Netzwerks in der grafischen Oberfläche von NeuroSolutions abgebildet.

6.4.1 Spezifikation des Netzwerk-Modells

6.4.1.1 Das inverse Modell

Das inverse Modell besteht aus einer Eingabeschicht mit vier Einheiten. Sie repräsentiert die Wahrnehmung der Umweltbedingungen. Wie schon in Abbildung 36 dargestellt, werden die propriozeptiven Wahrnehmungen des Handgelenkwinkels und der Winkelgeschwindigkeit mit einer Verzögerung von 3 Zeittakten (90 ms), die visuellen Wahrnehmungen von der Cursorposition und der Zielposition mit einer Verzögerung von 5 Zeittakten (150 ms) in die Eingabeschicht projiziert.

Die Eingabeschicht ist vollständig verknüpft mit der verborgenen, mittleren Schicht, die die Summenfunktion als Aktivierungs- und die hyperbolische Tangens-Funktion (Tanh) als Ausgabefunktion besitzt. Dadurch liegen alle Ausgaben innerhalb des Intervalls $]-1,1[$. Sie besteht aus 20 Einheiten und projiziert vollständig verknüpft in die Ausgabeschicht. Eine 1:1 Kopie der Ausgabeschicht wird, wie im Elman-Netzwerk üblich, in eine aus 20 Einheiten bestehende Kontextschicht projiziert. Den Einheiten der Kontextschicht wird ein „Gedächtnis“ mitgegeben, es handelt sich dabei um Integrator-Einheiten, die die vorherigen Eingaben mit einem Faktor von 0,9 mit berücksichtigen. Sie verwenden ebenfalls die Tanh-Funktion als Ausgabefunktion. Die Kontextschicht ist vollständig mit der mittleren Schicht verknüpft. Die Projektion in die mittlere Schicht erfolgt mit einer Verzögerung von einem Zeittakt, da sonst eine Endlosschleife bei der Berechnung der Aktivierungen gegeben wäre, ein „neuronaler Kurzschluss“.

Die Ausgabeschicht besteht aus zwei Einheiten, die eine Summierung als Aktivierungsfunktion und die Sigmoidfunktion nach Gleichung 13 als Ausgabefunktion besitzen.

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-cx}} \quad (\text{Gl. 13})$$

Dadurch bilden sie alle Eingaben auf das Intervall $]0,1[$ ab. Dies simuliert die Efferenzen, wobei „0“ einem völlig entspannten Muskel, „1“

einem voll angespannten Muskel entspricht. Die entsprechenden Werte für die Federkonstanten werden erhalten, in dem man diese Werte mit 1000 multipliziert. Andersherum ausgedrückt: Die Federkonstanten werden normiert, d.h. in einen für das KNN produzierbaren Wertebereich zwischen 0 und 1 transformiert, in dem sie mit dem Faktor 0,001 multipliziert werden.

6.4.1.2 Das Vorwärtsmodell

Die Ausgabeschicht des inversen Modells ist zugleich die Eingabeschicht des Vorwärtsmodells, sie ist vollständig verknüpft mit der mittleren Schicht des Vorwärtsmodells (vgl. Abbildung 37). Als weitere Eingaben projizieren vier Einheiten 1:1 in die mittlere Schicht, sie codieren jeweils eine Umweltbedingung: Ziel, Cursor, Handgelenkwinkel und -geschwindigkeit mit den entsprechenden Verzögerungen. Die mittlere Schicht besteht aus 20 Einheiten mit der Tanh als Ausgabefunktion. Die mittlere Schicht ist wiederum vollständig verknüpft mit der Ausgabeschicht sowie mit der ersten Kontextschicht. Die Ausgabeschicht wird von einer Ausgabeeinheit gebildet, die die antizipierte Position des Cursors auf dem Bildschirm repräsentiert. Die Ausgabefunktion ist ebenfalls eine Tanh-Funktion, d.h. die Ausgabe liegt in dem Intervall $] -1, 1[$. Sie wird außerhalb des Netzes nach Gleichung 9 in Bildschirmkoordinaten umgerechnet. Die Ausgabe wird zusätzlich in eine zweite Kontextschicht projiziert, da es eine sinnvolle Annahme ist, dass die Antizipation des Bewegungsergebnisses für die Antizipation im nächsten Zeitschritt mit verarbeitet wird.

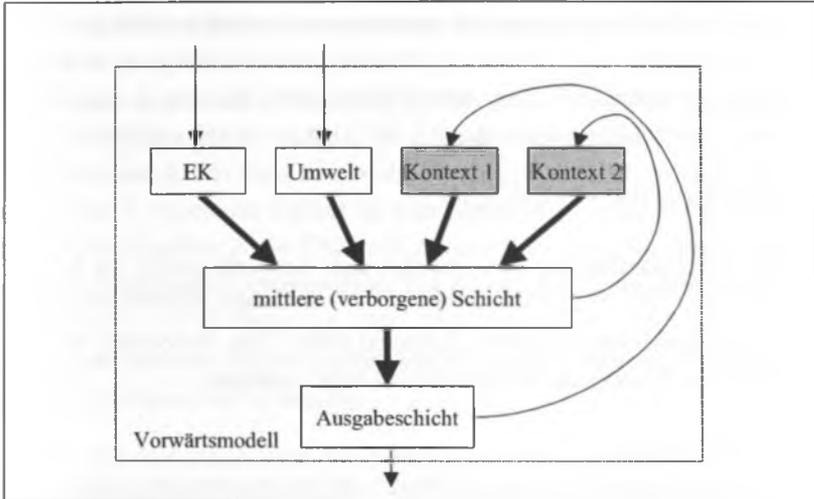


Abbildung 37: Das Vorwärtsmodell. Dünne Pfeile charakterisieren 1:1-Verbindungen, dicke Pfeile vollständige Verknüpfungen. Die dunkel gefärbten Schichten bestehen aus Integrationseinheiten, bei der jede Einheit einen Anteil ihrer Aktivierung wieder als Eingabe erhält. EK beinhaltet die Efferenzkopie.

6.4.2 Trainingsprozedur

6.4.2.1 Lernalgorithmen

Die rKNN wird mit einer Art des dynamischen backpropagation-Lernalgorithmus (Backpropagation through time, BPTT vgl. S. 89) gelernt, dem „trajectory learning“ (vgl. auch Principe, Euliano & Lefebvre, 2000, S. 526). Zum Trainieren werden die Netze zunächst eine Anzahl von Schritten „vorwärts“ laufen gelassen. Dabei wird der Fehler zwischen Ausgabe und Ziel für jeden Zeitschritt ermittelt. Danach werden die Netze die gleiche Anzahl von Zeitschritten im backpropagation-Modus laufen gelassen und die Gewichte nach einem verbesserten Standardalgorithmus (Rumelhart, Hinton & Williams, 1986) angepasst. Die Verbesserung wird durch die Addition eines Momentum-Terms erreicht, der dem Lernverlauf eine Trägheit mitgibt. Dadurch wird verhindert, dass sich das System zu schnell in lokalen Minima verfängt, außerdem wird eine variable, der Fehlerlandschaft im Normalfall besser angepasste

Größe in der Veränderung der Gewichte erreicht (Rojas, 1993, S. 169f.). Die Richtung und Größe des Korrekturvektors hängt so von der Richtung und Größe vergangener Korrekturen ab. Die Korrekturvorschrift der Gewichte lautet dann

$$\Delta w_i(n+1) = \eta_i w'_i + \rho \Delta w_i(n) \quad (\text{Gl. 14})$$

mit der Änderung des Gewichts Δw_i zum Zeitpunkt $(n+1)$, der Schrittweite η_i , dem negativen Gradienten w'_i und dem Momentum ρ der Gewichtsänderung Δw_i einen Zeitpunkt davor. Das Momentum wird in allen Simulationen auf 0,5 gesetzt und nicht verändert.

6.4.2.2 Verfahren

Training des Vorwärtsmodells	Training des inversen Modells
<ul style="list-style-type: none"> • 3000 Iterationen mit zufälligen Federkonstanten 	<ul style="list-style-type: none"> • 3000 Iterationen variables Trainieren (4 Aufgaben)
<ul style="list-style-type: none"> • 3000 Iterationen mit sinusförmigem Verlauf der Federkonstanten 	Messzeitpunkt 1 für die Spurverfolgungsaufgabe
Speichern der Gewichte des Vorwärtsmodells	<ul style="list-style-type: none"> • 3000 Iterationen Spurverfolgungsaufgabe
Test des Vorwärtsmodells mit nicht trainierten Aktivierungen	Messzeitpunkt 2 für die Spurverfolgungsaufgabe

Abbildung 38: Trainingsprogramm der Netzwerkmodelle.

Alle Gewichte zwischen den Einheiten werden zufällig mit Werten zwischen $-0,5$ und $0,5$ initialisiert. In allen Simulationen werden die gleichen Anfangsgewichte benutzt. Zunächst werden ausschließlich die Vorwärtsmodelle trainiert. Dabei soll das Netz den Zusammenhang zwischen der efferenten Aktivierung und der Bewegung des Cursors auf dem Bildschirm erlernen. Da in dieser Trainingsphase noch kein Zielkreuz benötigt wird, wird der entsprechende Eingabeparameter auf Null gesetzt.

Als Eingabedaten dienen in einem ersten Schritt zufällig von der Eingabeschicht produzierte Werte zwischen 0 und 1. Sie repräsentieren „zufällige“ Muskelaktivitäten, vergleichbar mit Strampelbewegungen. Diese zufälligen Werte werden 100 Zeitschritte aufrecht erhalten. Als Zielwert dient der für diese Muskelaktivierung mit der oben aufgeführten Gleichung 7 berechnete Verlauf der Cursorposition auf dem Bildschirm. Das Fehlerkriterium ist die Differenz zwischen der Ausgabe des Netzes und der berechneten Cursorposition. Die Anzahl der Zeitschritte für das BPTT wird auf 10 festgelegt. Die Aktivierungen der Eingabeeinheit stehen der mittleren Schicht je nach Modell nach Verzögerung zwischen 0 und 5 Zeittakten zur Verfügung

Nach 3000 Iterationen wird das Training mit zufälligen Aktivierungen abgebrochen und durch ein Training mit sinusförmiger Aktivierung fortgesetzt. Die Kurven wurden durch die in den Gleichung 15 und 16 beschriebenen Funktionen $f(x)$ und $g(x)$ mit den zufälligen Parametern a_i und b_i zwischen 0 und 1 bestimmt.

$$g(x) = \sum_{i=1}^3 \left(\sin \left(a_i x \frac{2\pi}{500} \right) + \cos \left(b_i x \frac{2\pi}{500} \right) \right) \quad (\text{Gl. 15})$$

$$f(x) = \min \left[\left(6 + g(x) \right) / 9; 1.0 \right] \quad (\text{Gl. 16})$$

Die Summe in $g(x)$ kann Werte zwischen -6 und 6 annehmen, sie wird durch $f(x)$ auf den Bereich zwischen 0 und $1,5$ normiert. Falls $f(x) > 1,0$ wird der Wert auf $1,0$ festgesetzt. Damit wird eine leichte Tendenz zu einer höheren Muskelaktivierung modelliert. Bis auf die Veränderung der Aktivierung der Eingangsschicht – den Efferenzen – bleibt das Verfahren das gleiche wie bei zufälliger Aktivierung. Nach weiteren 3000 Iterationen ist das Training der Vorwärtsmodelle beendet. Die Gewichte werden gespeichert.

Anschließend werden die inversen Modelle trainiert. Dazu wird einem jeden der sechs mit verschiedenen Verzögerungen der Eingabeschicht versehenen Vorwärtsmodelle ein inverses Modell vorgeschaltet. Die

Gewichte der Vorwärtsmodelle werden konstant gehalten. Als Fehlermaß dient der Abstand zwischen dem normierten Wert der Vertikalen des Zielpixels und dem Pixel, auf dem sich der vom inversen Modell gesteuerte Cursor befindet. Die Fehlergradienten werden jeweils von der Ausgabeschicht des Vorwärtsmodells zur Ausgabeschicht des inversen Modells zurückpropagiert. Von dort aus werden dann die Gewichte des inversen Modells mit BPTT angepasst. Die Eingabedaten sind der berechnete Handgelenkwinkel und seine Geschwindigkeit sowie die normierte Position des Zielkreuzes und die berechnete Position des Cursors, jeweils mit den in Abbildung 35 dargestellten Verzögerungen. Die Position des Zielkreuzes wird durch ein DLL-Programm vorgegeben. Die Ausgabe des inversen Modells besteht aus den beiden Werten für die Federkonstanten. Diese werden extern mit den Gleichungen 6 und 7 in Veränderungen des Handgelenkwinkels und zusammen mit Gleichung 9 in die Veränderung der Cursorposition umgerechnet.

Da die Netze noch keine „Erfahrung“ mit Mausbewegungen haben, sind sie bei sofortiger Präsentation der Originalspur des Experiments (vgl. Gl. 1 und 2 auf S. 42 f.) „überfordert“. Unabhängig von den gewählten Verzögerungen zeigen alle Netze dabei das gleiche Verhalten: Sie setzen den Cursor ungefähr in die Mitte der Trackingspur und bewegen ihn nicht mehr (was in gewisser Hinsicht den Fehler tatsächlich minimiert). Um eine „Vorerfahrung“ im Umgang mit der Maus zu sichern, muss vor der eigentlichen Spurverfolgungsaufgabe ein Vortraining durchgeführt werden. Dies geschieht gemäß der Variabilitätshypothese mit vier verschiedenen Aufgaben.

Bei Aufgabe 1 wechselt das Zielkreuz nach jeweils 1000 Zeitintervallen vom oberen zum unteren Bildschirmrand und wieder zurück. In Aufgabe 2 wird das Zielkreuz nach ebenfalls jeweils 1000 Zeitintervallen an einer zufälligen Stelle auf dem Bildschirm präsentiert. In Aufgabe 3 führt das Zielkreuz langsame Schwingungen aus, in Aufgabe 4 haben die Schwingungen die gleiche Frequenz wie in der langsamen Trackingaufgabe im Experiment. Aufgabe des inversen Modells ist es jeweils, die Efferenzen so zu wählen, dass der Cursor über dem Zielkreuz platziert wird. Dabei

werden die Zeitschritte des BPTT-Algorithmus auf 100 gesetzt. Nach 3000 Iterationen wird das Vortraining beendet.

Danach werden die Gewichte gespeichert und ein „Eingangstest“ durchgeführt. Anschließend erfolgt das Training mit der Spur aus dem Experiment. Die Zeitschritte für den BPTT-Algorithmus werden auf 1800 erhöht, da die Trackingaufgabe 1800 Datenpunkte umfasst, 750 für die langsame Bedingung, 600 für die mittlere und 450 für die schnelle Bedingung. Unter diesen Bedingungen werden ebenfalls 3000 Iterationen durchgeführt. Danach erfolgt der Abschlusstest.

6.4.2.3 Tests

Zur Feststellung der Genauigkeit der Spurverfolgung werden dem Netz je 10 Spuren unter drei verschiedenen Geschwindigkeitsbedingungen präsentiert, die denen aus dem Experiment entsprechen. Das mittlere Drittel wird auch hier konstant gehalten, die beiden äußeren Drittel der Spur mit zufälligen, aber jeweils in jedem Test gleichen Parametern bestimmt (nach Gleichung 1, der Programmcode der Zielspurgenerierung steht im Anhang unter „trackingaufgabe.dll“). Die Gewichte werden konstant gehalten, d.h. während des Tests findet kein Lernen statt. Für jeden der 10 Versuche werden zu jedem Zeitpunkt der Wert des Zielkreuzes und der Wert des Cursorkreuzes gespeichert. Diese werden anschließend von den normierten Daten im Netz nach Gleichung 9 in Pixel umgerechnet. Für jeden Zeitpunkt wird die absolute Differenz zwischen Cursor und Ziel bestimmt. Für jede der 10 Trackingkurven wird unter jeder Geschwindigkeitsbedingung und für jedes Drittel der Median dieser Differenzen bestimmt. Die Mediane werden dann für die jeweilige Auswertung verwendet.

6.4.3 Ergebnisse

6.4.3.1 Vorwärtsmodelle

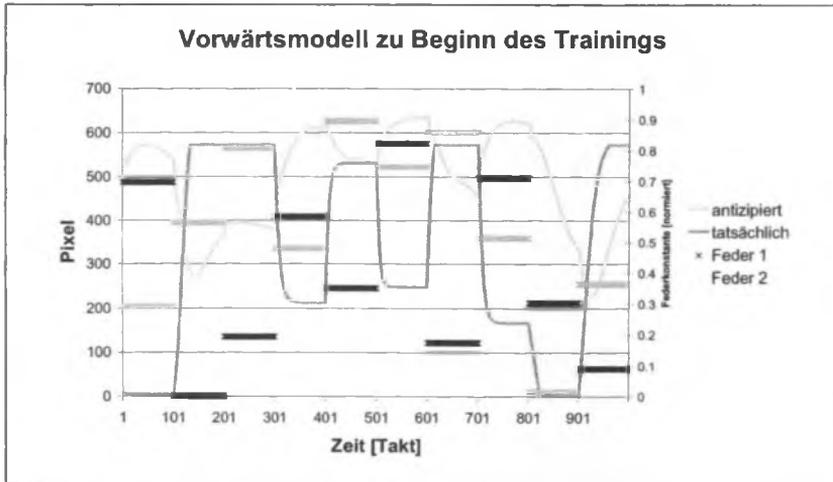


Abbildung 39: Das Verhalten des Vorwärtsmodells mit zufällig initialisierten Gewichten. Die geraden Striche, die sich durch ein Aneinanderreihen der Kreuze aus der Legende ergeben, stellen die Aktivierung der Federkonstanten dar. Alle 100 Zeittakte wird eine neue zufällige Federkonstanten gewählt. Die hellgrüne (hellgraue) durchgezogene Linie entspricht der Cursorbewegung auf dem Bildschirm bei der entsprechenden modellierten Muskelaktivität. Der Antizipation des Vorwärtsmodells entspricht die dunkelgrüne (dunkelgraue) Linie. In den ersten 100 Zeittakten wäre beispielsweise die Aktivierung der linken Muskelschlinge knapp unter 0,3, die rechte bei 0,7. Der Cursor steht am unteren Bildschirmrand bei 0,0, antizipiert werden Werte um die 550.

Das Verhalten eines Netzes mit den zufälligen Anfangsgewichten bei der ersten Aufgabe, die Cursor-Bewegung bei zufälligen, über 100 Iterationsschritten konstanten Aktivierungen der Eingabeschicht abzubilden wird in Abbildung 39 dargestellt. Nach 3000 Iterationen ergibt sich das in Abbildung 40 gezeigte Verhalten des Netzes. Weder qualitativ noch quantitativ können dabei Unterschiede zwischen den verschiedenen Verzögerungsbedingungen in den Vorwärtsmodellen festgestellt werden.

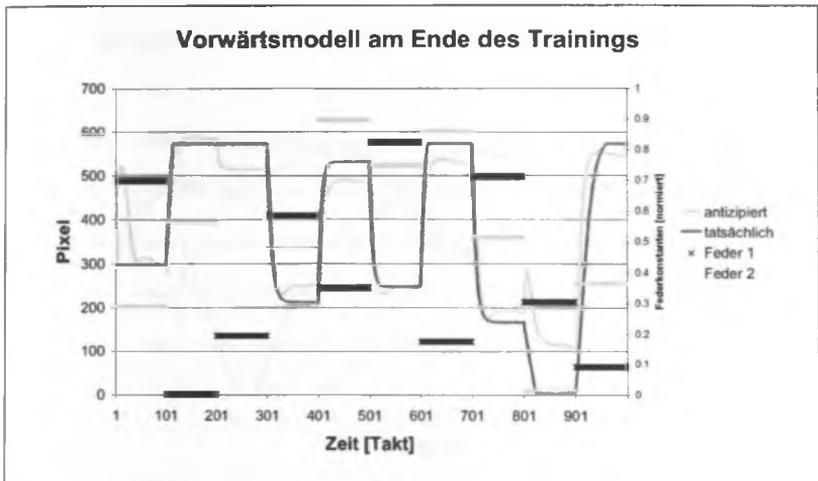


Abbildung 40: Das Verhalten des Vorwärtsmodells nach dem Training mit zufälliger Aktivierung der Federkonstanten. Weitere Erläuterungen s. Abbildung 39.

Aus den beiden Abbildungen 39 und 40 ist zu entnehmen, dass in den 3000 Iterationen das Vorwärtsmodell einigermaßen korrekt gelernt wurde. Während in Abbildung 39 die Antizipation (dunkelgrün/dunkelgrau) noch wenig mit der tatsächlichen Cursorbewegung (hellgrün/hellgrau) zu tun hatte, ist in Abbildung 40 zu erkennen, dass ein deutlicher Zusammenhang zwischen Cursor und Antizipation besteht.

Nach der zweiten Trainingseinheit, die unterschiedliche sinusförmige Aktivierungen als Eingabewerte benutzt, ist das Lernen der Vorwärtsmodelle abgeschlossen. In einer Transferaufgabe mit einer bisher noch nicht durchgeführten Aktivierungsfunktion wird das Verhalten der verschiedenen Modelle getestet. Dazu wird eine Eingabeeinheit mit einer Sägezahnfunktion aktiviert, die andere mit einer Sinusfunktion (vgl. Abbildung 41).



Abbildung 41: Transferaktivierung der Federkonstanten und der daraus resultierende Cursorverlauf. Auf der rechten Skala ist die vertikale Cursorposition in Pixeln abgetragen, auf der linken Skala der normierte Wert der jeweiligen Federkonstanten.

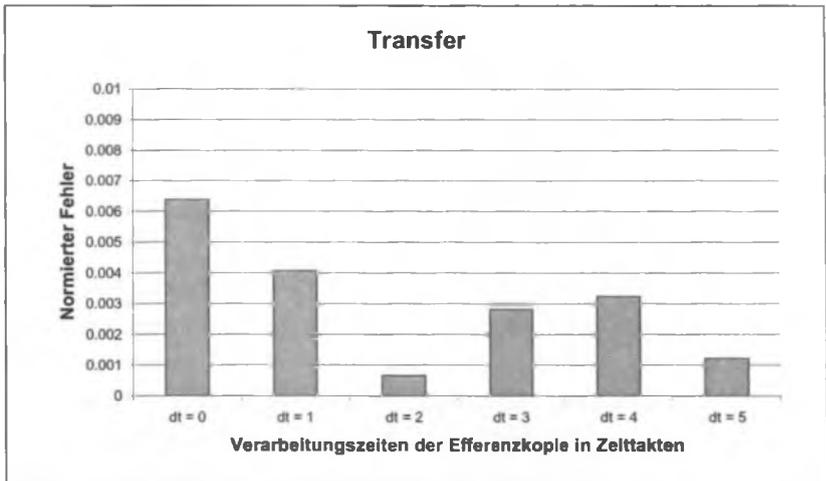


Abbildung 42: Mittlerer quadratischer Fehler der normierten Ausgabe der Vorwärtsmodelle mit den Verarbeitungszeiten der Efferenzkopie von 0 Zeittakten ($dt = 0$) bis 5 Zeittakten ($dt = 5$). Ziel ist die Vorhersage der Cursorposition für die bisher noch nicht trainierte Aktivierungsfunktion der Federkonstanten (vgl. Abbildung 41).

Die durchschnittliche Fehlerrate für die verschiedenen Zeitverzögerungsbedingungen werden in Abbildung 42 wiedergegeben.

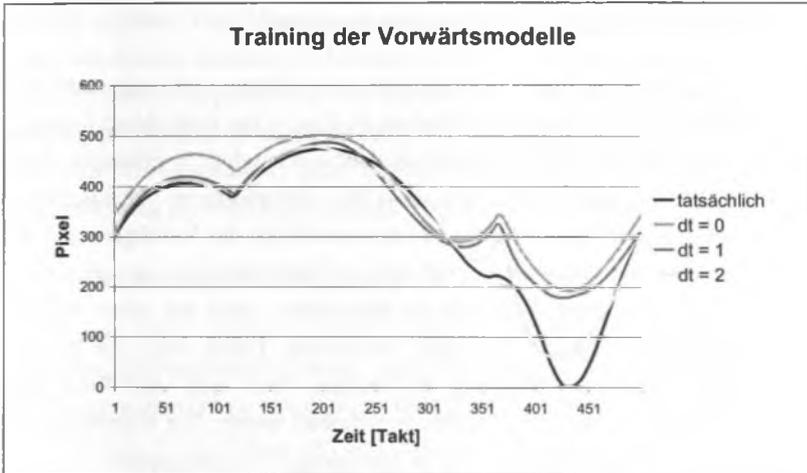


Abbildung 43: Tatsächliche Cursorposition und die Antizipation der Vorwärtsmodelle auf Grundlage der Efferenzkopie mit Verarbeitungszeiten zwischen 0 und 2 Zeittakten (0 – 60 ms).

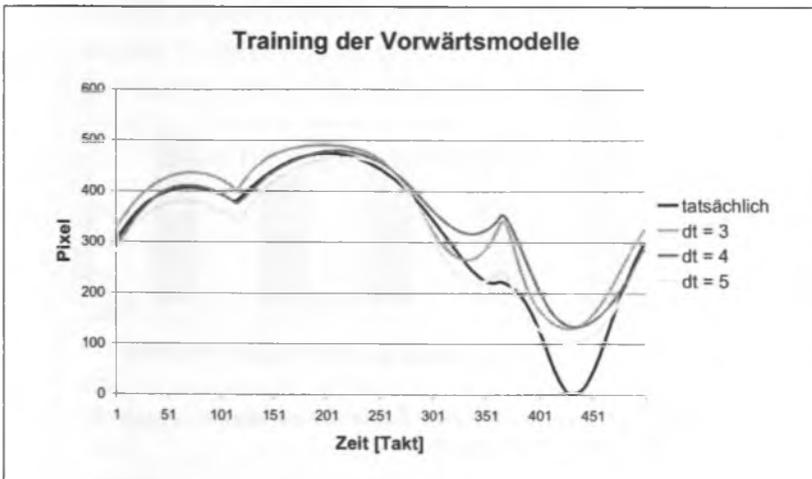


Abbildung 44: Tatsächliche Cursorposition und die Antizipation der Vorwärtsmodelle auf Grundlage der Efferenzkopie mit Verarbeitungszeiten zwischen 3 und 5 Zeittakten (90 – 150 ms).

Um einen Eindruck von dem unterschiedlichen Verhalten der Netze unter den verschiedenen Bedingungen zu erhalten, geben die beiden Abbildungen 43 und 44 den tatsächlichen Cursorverlauf sowie die von

den Netzen antizipierten Kurvenverläufe wieder.

Die Cursorbewegungen werden von den Netzen allesamt recht gut abgebildet. Bei genauerem Hinsehen ist eine etwas schlechtere Leistung in dem Netz ohne Verzögerung im Vorwärtsmodell zu erkennen. Dies kann daran liegen, dass die gewählte Transferkurve Eigenschaften besitzt, die zufällig von dem Vorwärtsmodell mit der Verzögerung 2 am besten und dem Vorwärtsmodell mit der Verzögerung 0 am schlechtesten abgebildet wird. Um dies zu überprüfen, wird mit einer zweiten Transferbedingung die Prozedur wiederholt. Dabei wird die gleiche Funktion wie in Abbildung 41 benutzt, nur dass die Phase der Sägezahnaktivierung nach rechts verschoben wurde. Die Ergebnisse für die verschiedenen Modelle sind in Abbildung 45 wiedergegeben.

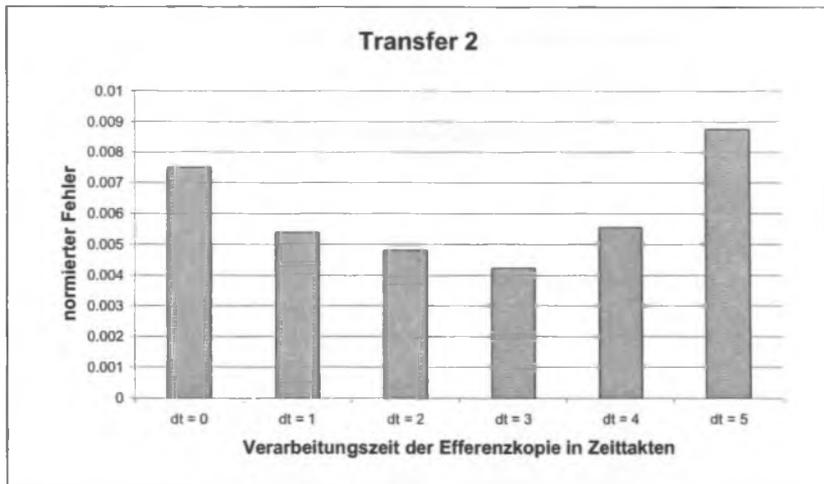


Abbildung 45: Mittlerer quadratischer Fehler der normierten Ausgabe der Vorwärtsmodelle für die zweite Transferaufgabe.

In der Transferbedingung 2 schneidet das Vorwärtsmodell mit der Verzögerung von 5 Zeittakten am schlechtesten ab, das in der Kontrollkurve 1 noch die zweitbeste Anpassung zeigte. Dies legt den Schluss nahe, dass die Unterschiede zwischen den Modellen nicht auf den unterschiedlichen Verzögerungszeiten im jeweiligen Modell beruhen, sondern auf zufälligen Konstellationen, die sich aus dem abzubildenden Kurven-

verlauf ergeben. Das Modellieren des Erlernens des Vorwärtsmodells kann also keinen Hinweis zu Gunsten einer bestimmten Verarbeitungszeit der Efferenzkopie liefern. Da jedoch die Abbildung der Cursorbewegung im Großen und Ganzen recht zufriedenstellend gelingt und ein perfektes Vorwärtsmodell zum Erlernen des inversen Modells keine Voraussetzung ist, wird kein weiteres Training durchgeführt.

6.4.3.2 Inverse Modelle - Vortraining

Wie schon oben erläutert, wurden zunächst die inversen Modelle mit variablen Zielpositionen trainiert, um „das Erlernen des Umgangs mit der Computermaus“ zu simulieren. Abbildung 46 und 47 zeigen die ersten Versuche bei extremen und zufälligen Zielen (Aufgaben 1 und 2 von S. 100). In den Abbildungen 48 und 49 sind die Ergebnisse der letzten Versuche, also nach 3000 Iterationen abgebildet. Unterschiedliche Ergebnisse für verschiedene Verarbeitungszeiten der Efferenzkopie können auch hier nicht festgestellt werden. Sie sind aber auch nicht zu erwarten, da die visuelle Verarbeitungszeit entscheidend ist für die Reaktion auf den sich sprunghaft verändernden, nicht antizipierbaren Reiz.

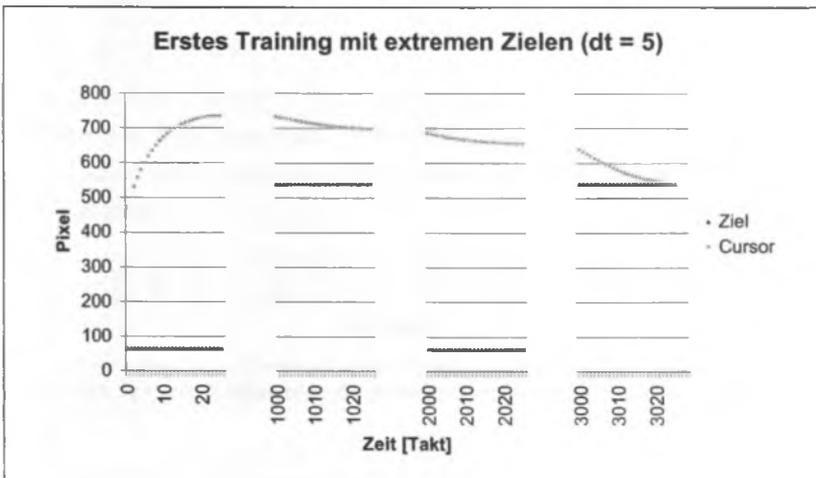


Abbildung 46: Verhalten des inversen Modells zu Beginn des Trainings. Das Zielkreuz (schwarzes Dreieck) wird jeweils für 1000 Zeittakte jeweils fast am oberen und am unteren Bildschirmrand präsentiert, von denen aber nur die ersten 25 gezeigt werden. Mit einem orangenen (grauen) Kreis dargestellt ist die Position des Folgekurses.

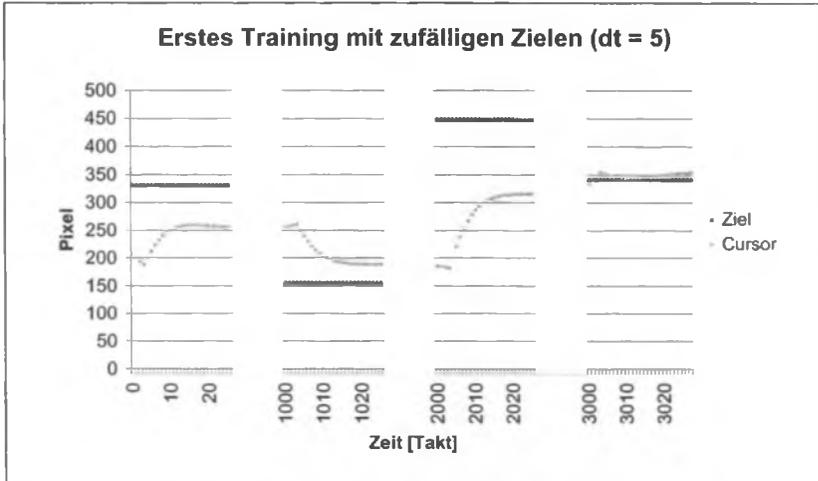


Abbildung 47: Erstes Training mit variablen, zufälligen Zielen. Die einigermaßen sinnvollen Bewegungen des Cursors ergeben sich, weil zuvor schon mit Extremzielen trainiert wurde. Vgl. Abbildung 46.

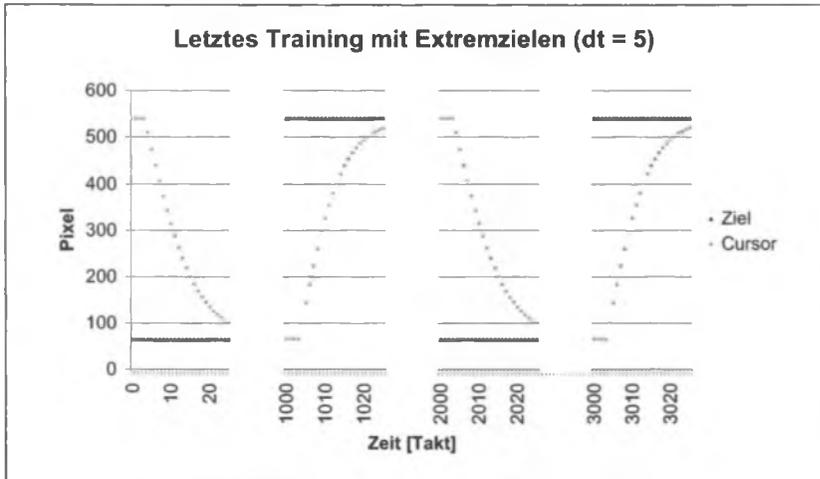


Abbildung 48: Letztes Training mit extremen, alternierenden Zielen. Vgl. Abbildung 46.

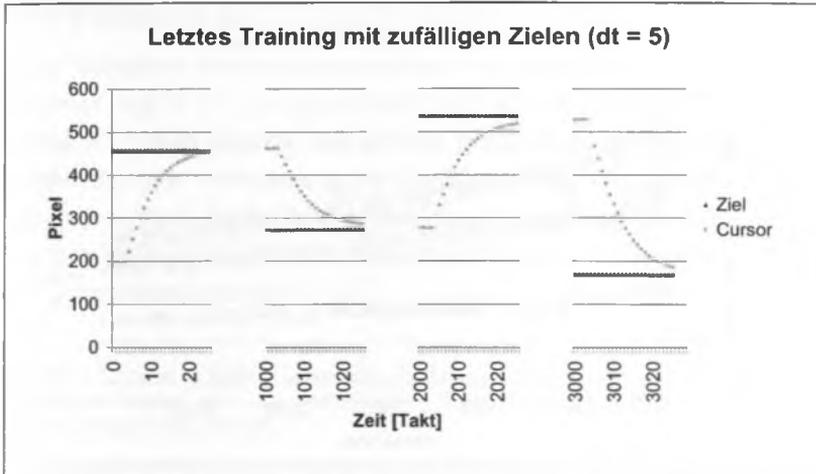


Abbildung 49: Letztes Training mit variablen, zufälligen Zielen. Vgl. Abbildung 46.

Die Grafiken veranschaulichen, dass „der Umgang mit der Maus“ durch alle inversen Modelle gelernt wird. Nach 3000 Iterationen kann das inverse Modell Efferezenzen erzeugen, die bewirken, dass der Cursor auf den Zielpunkt geführt wird.

6.4.3.3 Inverse Modelle – Lernverlauf

In dem nächsten Schritt wurden den Netzen nun die Spurverfolgungsaufgabe aus dem Experiment präsentiert. Die Lernverläufe der unterschiedlichen Netze über die 3000 Iterationen sind in Abbildung 50 wiedergegeben.

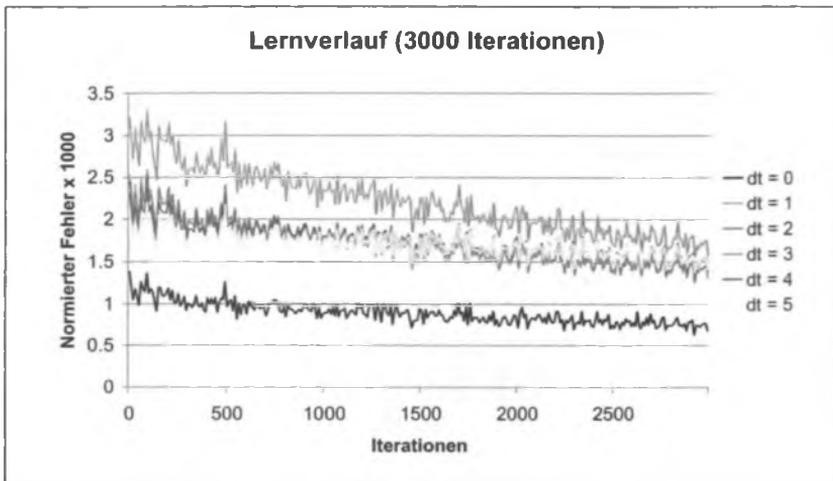


Abbildung 50: Lernverlauf über die ersten 3000 Iterationen für die verschiedenen Verarbeitungszeiten für die Efferenzkopie. $dt = 0$ entspricht einer sofortigen Verarbeitung, $dt = 5$ einer Verarbeitungszeit von 5 Zeitschritten bzw. 150 ms.

Die Netze mit der simulierten Verarbeitungszeit für die Efferenzkopie von 1, 2, 4 und 5 Zeittakten (die dünnen Linien in Abbildung 50) unterscheiden sich nicht wesentlich voneinander. Das Netz mit der Simulation der Verarbeitungszeit der Efferenzkopie von 3 Zeittakten erlernt die Spurverfolgungsaufgabe deutlich schlechter, das Netz mit sofortiger Verarbeitung der Efferenzkopie deutlich besser als die anderen Simulationen. Zu erkennen ist allerdings auch, dass das Ausgangsniveau dieser beiden Simulationen sich von den anderen unterscheidet. Offensichtlich sind die Effekte des Vortrainings unterschiedlich groß. Dies kann an einer zufällig bedingten unterschiedlichen Passung des Vorwärtsmodells liegen. Zwar wurde in allen Simulationen zum Erlernen des Vorwärtsmodells von den gleichen, zufällig bestimmten Gewichten ausgegangen, aber es ist gut möglich, dass sich die „Fehlerlandschaft“ aufgrund der unterschiedlichen Verarbeitungszeit der Efferenzkopie anders gestaltet, im Fall der Verarbeitungszeit von 3 Zeittakten eher ungünstiger, bei sofortiger Verarbeitung eher günstiger.

6.4.3.4 Inverse Modelle – Vergleich zwischen den Dritteln

Beim Betrachten der absoluten mittleren Tracking-Fehler im Vor- und Nachtest (vgl. S. 101), aufgeschlüsselt nach den verschiedenen Dritteln (Tabelle 12) wird deutlich, dass in allen Dritteln und für alle Verarbeitungszeiten eine Verbesserung der Trackingleistung stattgefunden hat. Die besten Werte werden in der Simulation mit sofortiger Verarbeitung der Efferenzkopie erreicht, die schlechtesten Werte in der Simulation mit der Verarbeitungszeit von $dt = 3$.

Tabelle 12: Die mittleren absoluten Fehler zu Beginn und am Ende des Trainingsprozesses über die verschiedenen Zeitverzögerungsmodelle in Pixeln, aufgeschlüsselt nach Dritteln.

	1. Drittel		2. Drittel		3. Drittel		Gesamt	
	vorher	nachher	vorher	nachher	vorher	nachher	vorher	nachher
dt = 0	24,40	22,52	23,90	16,47	16,97	12,19	21,76	17,06
dt = 1	36,79	27,51	37,18	26,26	27,19	21,83	33,72	25,20
dt = 2	36,23	27,26	36,51	26,69	26,43	21,85	33,06	25,27
dt = 3	42,49	29,64	41,05	28,59	31,18	25,02	38,24	27,75
dt = 4	35,26	28,16	35,07	26,64	25,56	23,43	31,96	26,08
dt = 5	33,80	28,22	33,78	25,90	24,45	24,07	30,68	26,06
gesamt	34,83	27,22	34,58	25,09	25,30	21,40	31,57	24,57

Für eine übersichtliche Darstellung der Verbesserungen werden die Differenzen zwischen Vor- und Nachtest für jedes Drittel und jede Verzögerungsbedingung in einem Balkendiagramm (Abbildung 51) wiedergegeben. Dabei werden die unterschiedlichen Ausgangsbedingungen aber nicht berücksichtigt, deswegen wird in einem zweiten Diagramm (Abbildung 52) zusätzlich die am Ausgangswert relativierte prozentuale Verbesserung dargestellt. Weder bei der Betrachtung der absoluten Differenzen als auch bei den relativierten Verbesserungen ist ein konsistentes, erwartungsgemäßes Bild zu beobachten.

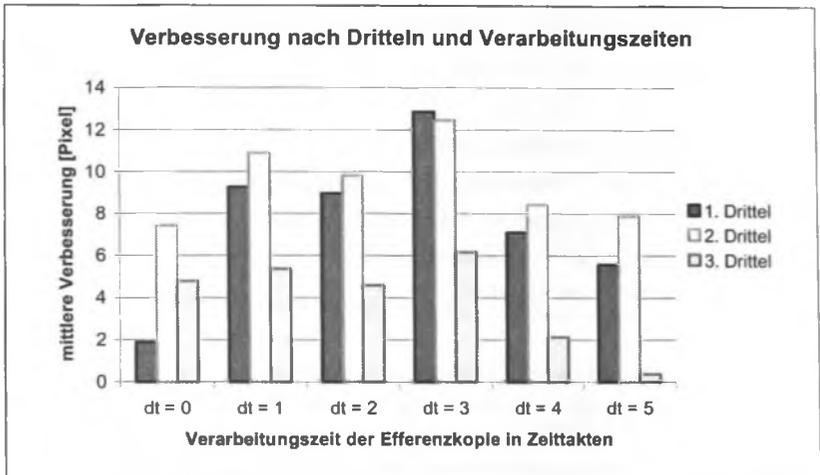


Abbildung 51: Verbesserung vom Vortest zum Nachtest, aufgeschlüsselt nach Simulationsbedingung und Dritteln.

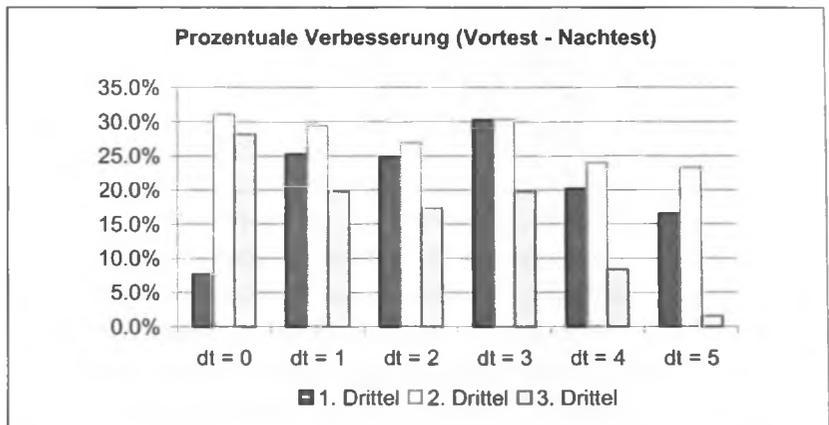


Abbildung 52: Verbesserung vom Vortest zum Nachtest, aufgeschlüsselt nach Simulationsbedingung und Dritteln, relativiert an der Ausgangsleistung.

6.4.3.5 Zusammenfassung

In der Simulation sollte gezeigt werden, welchen Einfluss unterschiedliche Verarbeitungszeiten der Efferenzkopie (dt von 0 bis 5 Zeittakten

respektive 0 – 150 ms) im Vorwärtsmodell auf die Leistung in der Spurverfolgungsaufgabe haben.

Dazu wurden in einem ersten Schritt die Vorwärtsmodelle mit den unterschiedlichen Verarbeitungszeiten trainiert. Das Ausgabeverhalten, das der Antizipation des Cursorkreuzes auf dem Bildschirm bei einer durch efferente Signale produzierten Mausbewegung entspricht, wurde beispielhaft für die sofortige Verarbeitung dargestellt, und zwar zu Beginn (Abbildung 39) und am Ende des Trainings (Abbildung 40). Dabei konnten keine systematischen Unterschiede zwischen den verschiedenen Simulationsbedingungen festgestellt werden (Abbildung 41 - 45).

Im zweiten Schritt wurde ein „Mausbewegungstraining“ durchgeführt. Dazu mussten Extremziele, variable Ziele und bewegte Ziele durch Bewegung der Maus mit dem Cursor angesteuert werden. Auch hier zeigten sich Unterschiede zwischen den Modellen mit verschiedenen Verarbeitungszeiten der Efferenzkopie, allerdings gab es wiederum keine Hinweise darauf, dass diese Unterschiede unabhängig von zufälligen Konstellationen der Bewegungsaufgabe und den verschiedenen Modellen sind.

Im dritten Schritt wurde nun die auch im Experiment durchgeführte Spurverfolgungsaufgabe trainiert. Dabei wurden ebenfalls unsystematische Unterschiede zwischen den verschiedenen Simulationsbedingungen festgestellt. Die Vorteile beim Erlernen der Spurverfolgungsaufgabe mit sofortiger Verarbeitung der Efferenzkopie sind logisch begründbar, die Nachteile der Simulation mit einer Verarbeitungszeit der Efferenzkopie von 3 Zeittakten aber nicht. Die beobachteten Unterschiede könnten zufällig durch die verschiedenen Ausgangsbedingungen erreicht worden sein. Dies soll in einer zweiten Simulation überprüft werden.

6.5 Simulation 2

6.5.1 Modell und Trainingsprozedur

Das in der zweiten Simulation verwendete Modell gleicht dem aus der ersten Simulation. Wiederum wird ein inverses Modell und ein Vorwärtsmodell hintereinander geschaltet. Eine Kopie der Ausgabe des inversen Modells wird mit unterschiedlichen Zeitverzögerungen von null bis fünf Zeittakten in das Vorwärtsmodell eingegeben.

Training des Vorwärtsmodells wie in Abb. 38	Training des inversen Modells
	• 3000 Iterationen variables Trainieren (3 Aufgaben)
	Messzeitpunkt t1 für die Spurverfolgungsaufgabe
	• 6000 Iterationen Spurverfolgungsaufgabe
	Messzeitpunkt t2 für die Spurverfolgungsaufgabe
	• 54000 Iterationen Spurverfolgungsaufgabe
	Messzeitpunkt t3 für die Spurverfolgungsaufgabe
	• 540000 Iterationen Spurverfolgungsaufgabe
Messzeitpunkt t4 für die Spurverfolgungsaufgabe	

Abbildung 53: Trainingsprogramm der Netzwerkmodelle in der 2. Simulation

In der Simulation 2 werden die gleichen Vorwärtsmodelle verwendet wie in der ersten Simulationsstudie. Bei dem anschließenden Vortraining des inversen Modells zur „Gewöhnung an den Umgang mit der Maus“ wird auf die auf S. 100 dargestellte vierte Aufgabe verzichtet, statt dessen wird die dritte Aufgabe ein weiteres mal durchgeführt. Dies hat zur Konsequenz, dass im Vortraining nur sehr langsame Spurverfolgungsaufgaben durchgeführt werden, daher ist ein schlechteres Ausgangsniveau zu erwarten. Der Lernfortschritt sollte dann in dem Training mit den Spurverfolgungsaufgaben im Experiment größer sein als in der

Simulation 1. Da in Abbildung 50 zudem erkennbar ist, dass am Ende der Trainingsphase der Lernprozess noch nicht abgeschlossen war, werden 60000 Iterationen durchgeführt (s. Abbildung 53)

6.5.2 Ergebnisse

6.5.2.1 Inverse Modelle – Lernverlauf

Da die gleichen Vorwärtsmodelle wie in Simulation 1 verwendet wurden, erübrigt sich die Darstellung der Trainingsergebnisse für die Vorwärtsmodelle. Auch die Ergebnisse für das „Mausgewöhnungstraining“ unterscheiden sich qualitativ nur unbedeutend von den Ergebnissen aus Simulation 1 und werden hier nicht mehr dargestellt. Den Lernverlauf der verschiedenen Simulationsbedingungen geben Abbildung 54 und 55 wieder. In dieser Simulation besitzt das Modell mit der Verarbeitungszeit der Efferenzkopie von $dt = 4$ die besten Ausgangsbedingungen. Diese – vermutlich zufällige – Varianz der Ausgangsbedingungen spricht wiederum dafür, dass in der „Mausbedienungslehrephase“ keine systematischen Vorteile für Simulationen mit kurzer Verarbeitungszeit der Efferenzkopie vorliegen.

Der Lernverlauf über die ersten 60000 Iterationen zeigt ein etwas überraschendes Bild. Offensichtlich scheint es unter allen Simulationsbedingungen zu einer mehr oder weniger deutlichen Verschlechterung im Lernverlauf zu kommen, die nur langsam wieder kompensiert werden kann. Diese Verschlechterung ist am geringsten für das Modell mit sofortiger Verarbeitungszeit der Efferenzkopie und am größten für eine Verarbeitungszeit von 4 Zeittakten. Dabei hängt die Verschlechterung weder systematisch von dem Ausgangsniveau noch von der Verarbeitungszeit der Efferenzkopie ab. Der Grund für diese Verschlechterung wird bei der qualitativen Untersuchung der Trackingspuren im folgenden Abschnitt deutlich.

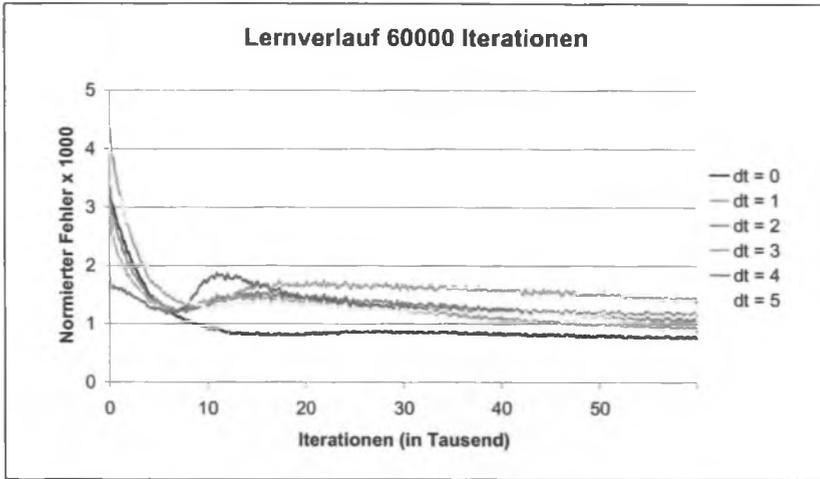


Abbildung 54: Lernverlauf über die ersten 60000 Iterationen. Zur besseren Übersichtlichkeit sind die gleitenden Mittelwerte über 10 Iterationen dargestellt.

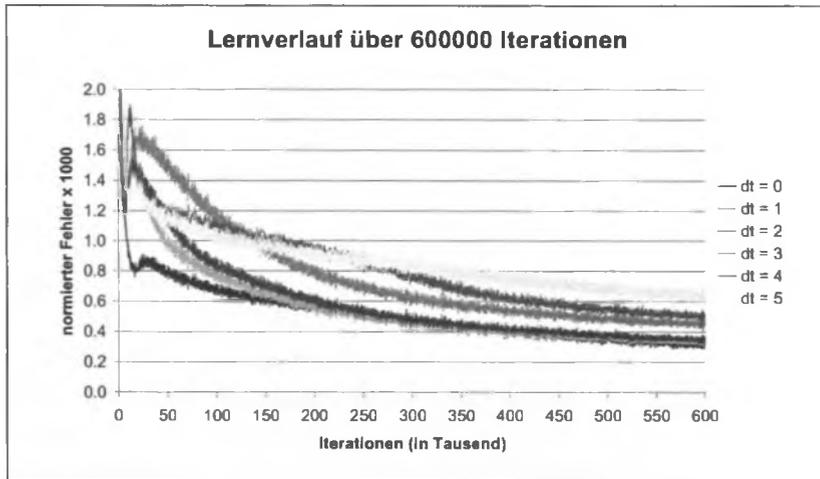


Abbildung 55: Lernverlauf über 600000 Iterationen.

Am Ende des Trainingsverlaufs, also nach 600000 Iterationen, ordnen sich die Leistungen in der Spurverfolgungsaufgabe erwartungsgemäß (vgl. auch Abbildung 56): Die Simulation mit sofortiger Verarbeitung der Efferezenzkopie zeigt den geringsten Fehler in der Trackingleistung,

dicht gefolgt von den Simulationen mit der Verarbeitungszeit von einem und zwei Zeittakten.

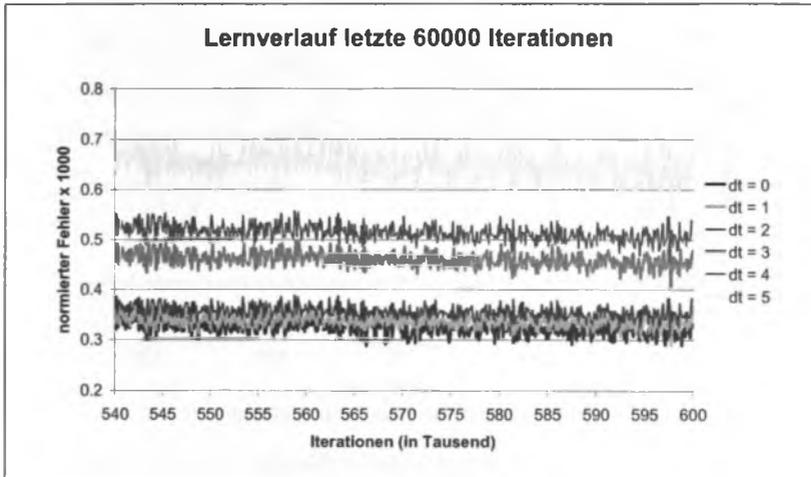


Abbildung 56: Die letzten 60000 Iterationen des Lernverlaufs über 600000 Iterationen, also der vergrößerte letzte Abschnitt von Abbildung 55.

Die Simulationen mit einer Verarbeitungszeit von 3 und 4 Zeittakten folgen in einem gewissen Abstand, die Simulation mit einer Verarbeitungszeit von 5 Zeittakten ist deutlich schlechter.

6.5.2.2 Inverse Modelle – qualitativer Vergleich der Trackingspuren

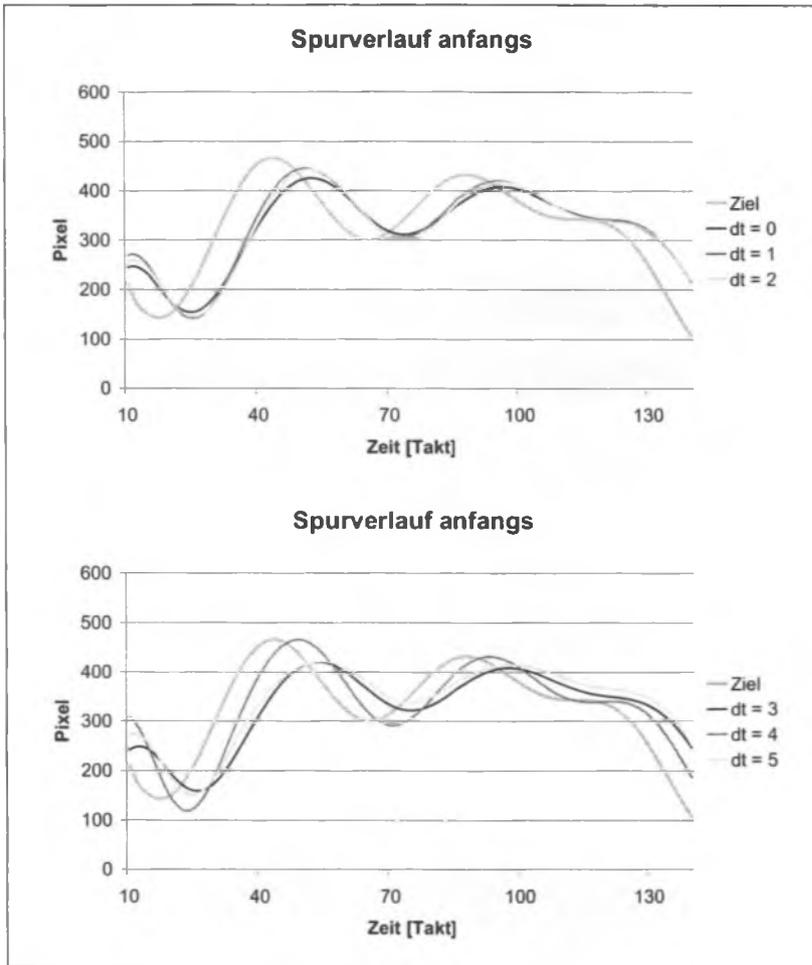


Abbildung 57: Zielspur (dicker, orange/hellgrau) und die Folgespuren der Modelle unter verschiedenen Simulationsbedingungen zu Anfang des Trainings (oben die Modelle mit 0 – 2 Zeittakten für die Verarbeitung der Efferenzkopie, unten die Modelle mit 3-5 Zeittakten).

Der Test der Trackingleistung (vgl. den Abschnitt Tests auf S. 101) wurde zu vier Messzeitpunkten erhoben: Zu Beginn, nach 6000 und nach 60000 Iterationen sowie am Schluss, also nach 600000 Iterationen.

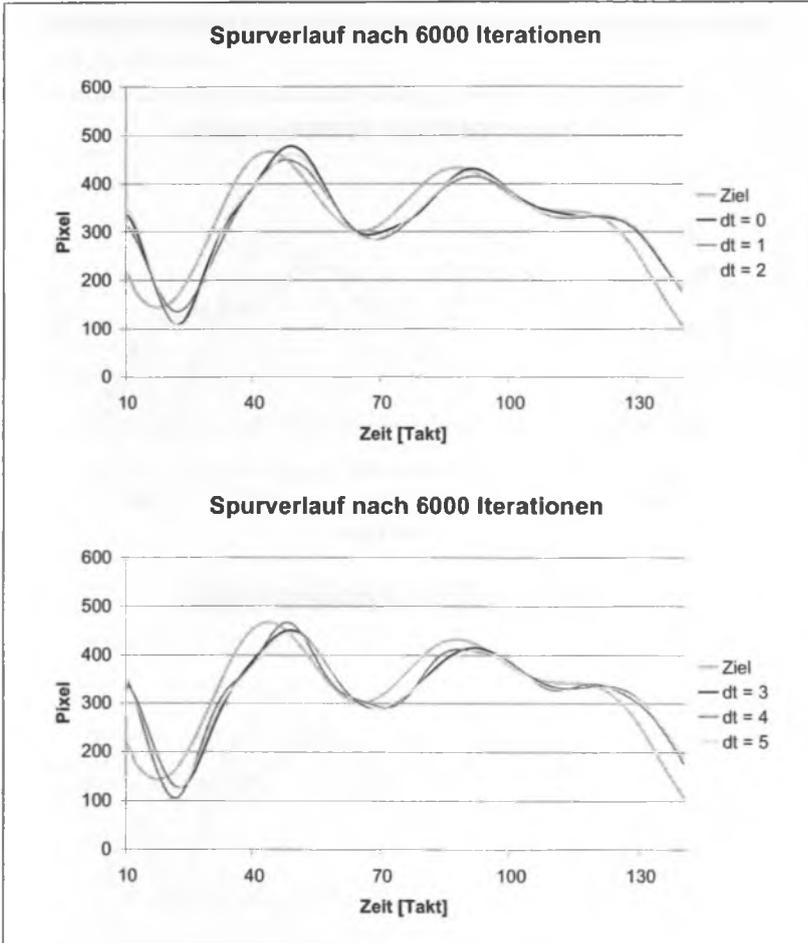


Abbildung 58: Zielspur (dicker, orange/hellgrau) und die Folgespuren der Modelle unter verschiedenen Simulationsbedingungen nach 6000 Iterationen (oben die Modelle mit 0 – 2 Zeittakten für die Verarbeitung der Efferenzkopie, unten die Modelle mit 3-5 Zeittakten).

Die Trackingleistung der verschiedenen Modelle wird zunächst qualitativ untersucht. Zu Anfang des Trainings folgen die verschiedenen Modelle mit deutlichem zeitlichen Abstand (ungefähr 10 Zeittakte) und nicht ganz so großen Amplituden der Zielspur. Bis auf die Simulation mit 4 Zeittakten für die Verarbeitung der Efferenzkopie gibt es dabei

keine wesentlichen Unterschiede in den einzelnen Simulationsbedingungen.

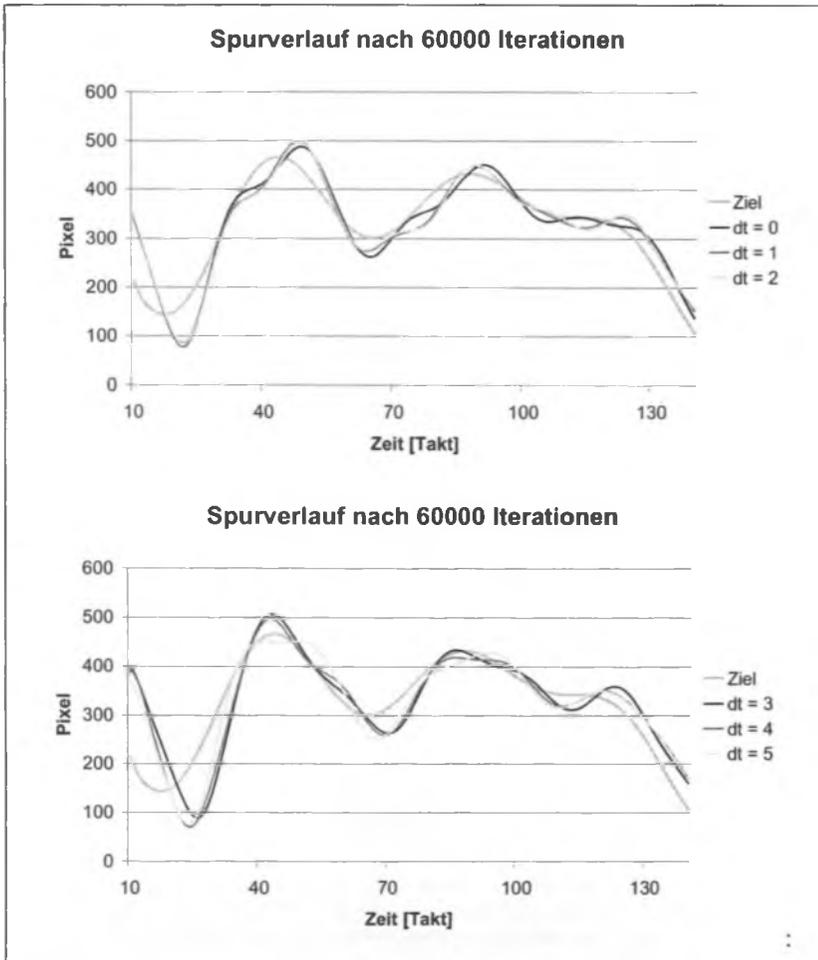


Abbildung 59: Zielspur (dicker, orange/hellgrau) und die Folgespuren der Modelle unter verschiedenen Simulationsbedingungen nach 60000 Iterationen (oben die Modelle mit 0 – 2 Zeittakten für die Verarbeitung der Efferenzkopie, unten die Modelle mit 3-5 Zeittakten).

Nach 6000 Iterationen ist schon eine deutliche Verbesserung bei allen Modellen zu erkennen. Das Folgekreuz ist näher an das Zielkreuz herangerückt, es „hinkt“ nur noch ungefähr 5 Zeittakte hinter. Auch dabei sind

qualitativ keine Unterschiede zwischen den einzelnen Simulationsbedingungen zu erkennen.

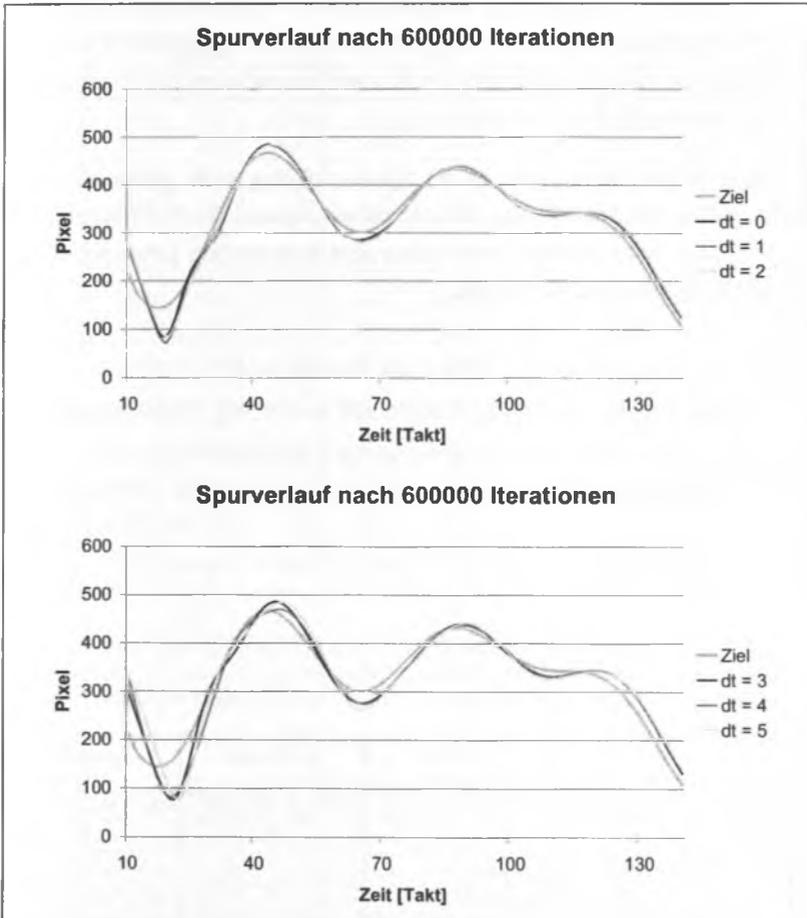


Abbildung 60: Zielspur (dicker, orange/hellgrau) und die Folgespuren der Modelle unter verschiedenen Simulationsbedingungen am Ende des Trainings (oben die Modelle mit 0 – 2 Zeittakten für die Verarbeitung der Efferenzkopie, unten die Modelle mit 3-5 Zeittakten).

Nach 60000 Iterationen ist das Ergebnis eines offenbar stattgefundenen „emergenten Strategiewechsels“ zu beobachten. Die Form der Folgekurve unterscheidet sich nun deutlich von der Form der Zielkurve. Bei der Spurverfolgung finden Schwingungsbewegungen um die Zielspur

statt. Sie scheinen bei dem Modell mit der sofortigen Verarbeitung der Efferenzkopie (Abbildung 59 oben, schwarze dünne Linie) am schnellsten zu sein, während das Modell mit der Verarbeitungszeit für die Efferenzkopie von 5 Zeittakten dies deutlich am schlechtesten bewerkstelligt. Im Gegensatz zu früheren Kurven kommt es nun zu einem Überschneiden der Zielspur an den Extrema.

Nach 600000 Iterationen ist die Spurverfolgung recht genau bei allen Modellen. Die Modelle mit einer Verarbeitungszeit für die Efferenzkopie von länger als 2 Zeittakten schneiden aber doch sichtbar etwas schlechter ab als die von 0 – 2 Zeittakten.

6.5.2.3 Inverse Modelle – Unterschiede zwischen den Dritteln

Tabelle 13 stellt die mittleren absoluten Fehler der Trackingaufgabe – nach Dritteln und Simulationsbedingungen aufgeschlüsselt – dar. Dabei wird über alle Geschwindigkeitsbedingungen gemittelt. Genauer, aber auch unübersichtlicher ist die zusätzliche Aufschlüsselung nach Geschwindigkeitsbedingungen. Sie ist in Tabelle 14 aufgelistet.

Tabelle 13: Die mittleren absoluten Fehler zu Beginn des Trainingsprozesses, nach 6000, 60000 und nach 600000 Iterationen über die verschiedenen Zeitverzögerungsmodelle in Pixeln, aufgeschlüsselt nach Simulationsbedingungen und Dritteln.

dt	1. Drittel				2. Drittel				3. Drittel				gesamt			
	vorher	nach 6000	nach 60000	nach 6E05	vorher	nach 6000	nach 60000	nach 6E05	vorher	nach 6000	nach 60000	nach 6E05	vorher	nach 6000	nach 60000	nach 6E05
0	46,2	25,4	20,5	8,6	42,9	24,1	16,2	8,7	33,7	21,4	13,0	6,7	40,9	23,7	16,6	8,0
1	42,7	27,9	22,2	8,4	40,6	25,2	18,5	9,2	32,0	21,4	14,7	6,9	38,4	24,8	18,4	8,2
2	46,1	25,8	25,2	9,3	43,8	24,9	20,2	10,3	34,1	20,5	15,9	7,7	41,3	23,8	20,4	9,1
3	53,3	27,5	26,1	10,7	48,3	26,2	22,3	11,6	39,9	23,8	20,1	8,6	47,2	25,8	22,8	10,3
4	33,0	25,5	22,0	11,8	32,7	21,7	16,8	11,8	24,0	20,0	18,7	10,0	29,9	22,4	19,1	11,2
5	51,4	28,1	22,7	14,8	45,9	27,1	18,4	14,1	39,0	25,7	16,9	11,5	45,4	27,0	19,3	13,5
ges.	45,4	26,7	23,1	10,6	42,4	24,9	18,7	11,0	33,8	22,1	16,5	8,6	40,5	24,6	19,4	10,1

Tabelle 14: Die mittleren absoluten Fehler zu Beginn des Trainingsprozesses (Zeitpunkt t_1), nach 6000, 60000 und nach 600000 Iterationen (Zeitpunkte t_2 , t_3 und t_4) über die verschiedenen Zeitverzögerungsmodelle in Pixeln, aufgeschlüsselt nach Dritteln, Simulations- und Geschwindigkeitsbedingungen.

dt = 0	langsam			mittel			schnell		
	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
t_1	37,91	37,00	26,84	45,31	42,72	32,51	55,46	48,94	41,81
t_2	21,17	21,45	19,73	24,75	21,10	20,68	30,36	29,89	24,47
t_3	16,91	10,41	11,32	18,68	14,28	12,23	25,58	24,37	15,68
t_4	6,65	5,40	5,61	7,82	6,45	6,17	11,31	14,22	8,27
dt = 1	langsam			mittel			schnell		
	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
t_1	34,06	33,40	25,14	41,57	39,69	30,47	52,52	48,67	40,40
t_2	21,73	19,42	17,89	27,07	22,25	20,39	35,04	34,04	25,86
t_3	17,96	13,06	12,86	19,95	15,94	13,95	27,86	26,54	17,86
t_4	6,65	6,26	6,02	7,62	7,19	6,46	10,92	14,08	8,36
dt = 2	langsam			mittel			schnell		
	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
t_1	36,94	36,36	26,53	44,95	42,82	32,61	56,40	52,10	43,11
t_2	20,40	20,15	17,56	24,66	20,31	19,16	32,40	34,38	24,86
t_3	21,32	15,30	13,69	23,05	17,30	14,46	29,89	27,69	20,00
t_4	7,39	6,35	6,52	8,31	8,33	6,93	12,27	16,33	9,56
dt = 3	langsam			mittel			schnell		
	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
t_1	44,91	43,07	32,40	51,99	47,82	38,80	62,98	54,11	48,60
t_2	22,88	23,64	21,87	26,52	22,03	22,87	33,08	33,02	26,57
t_3	21,44	17,60	17,85	23,51	19,61	18,83	32,14	29,12	24,39
t_4	8,37	7,68	7,40	9,56	9,69	7,88	14,18	17,41	10,52
dt = 4	langsam			mittel			schnell		
	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
t_1	24,88	24,08	17,88	31,65	31,67	22,50	42,46	42,41	31,27
t_2	21,28	19,32	18,30	24,50	19,80	19,34	30,61	26,11	22,25
t_3	16,53	13,66	16,22	20,41	14,10	17,51	28,15	22,68	23,45
t_4	9,10	8,26	8,54	10,40	10,41	9,14	15,88	16,85	12,19
dt = 5	langsam			mittel			schnell		
	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel	1. Drittel	2. Drittel	3. Drittel
t_1	43,76	41,22	32,47	49,89	45,11	37,90	60,44	51,40	46,80
t_2	24,36	24,93	24,26	26,89	23,42	25,27	32,97	33,11	27,69
t_3	16,57	13,19	14,87	20,79	15,72	16,15	29,54	26,26	20,83
t_4	11,25	9,99	9,42	13,58	12,19	10,14	19,51	20,25	14,89

In den Tabellen wird deutlich, dass das dritte Drittel in allen Simulations- und Geschwindigkeitsbedingungen zu Beginn des Trainings einen deutlichen Ausgangsvorteil besitzt. Offensichtlich spielt auch hier wieder die Schwierigkeit der Trackingaufgabe eine Rolle, denn deutlich bessere Leistungen in einem Teilbereich der Trackingkurve gerade zu Beginn des Trainings sind nicht anders zu erklären.

Die Daten werden in den Abbildungen 61 und 62 veranschaulicht. Dargestellt ist jeweils für jede Geschwindigkeitsbedingung (Balken) und jedes Drittel (Balkengruppe) sowie jede Simulationsbedingung (verschiedene Grafiken) die Verbesserung zwischen den Messzeitpunkten. Da der Unterschied zwischen dem Anfang und dem ersten Messzeitpunkt sehr stark vom zufälligen Ausgangsniveau abhängt und im wesentlichen gegenüber der Simulation 1 keine neuen Informationen enthält, wurde er nicht dargestellt. Abbildung 61 zeigt die Differenz zwischen dem mittleren absoluten Fehler nach 6000 Iterationen (Zeitpunkt t_2) und dem mittleren absoluten Fehler nach 60000 Iterationen (Zeitpunkt t_3), Abbildung 62 entsprechend die Differenz zwischen dem mittleren absoluten Fehler nach 60000 Iterationen und dem nach 600000 Iterationen (t_4).

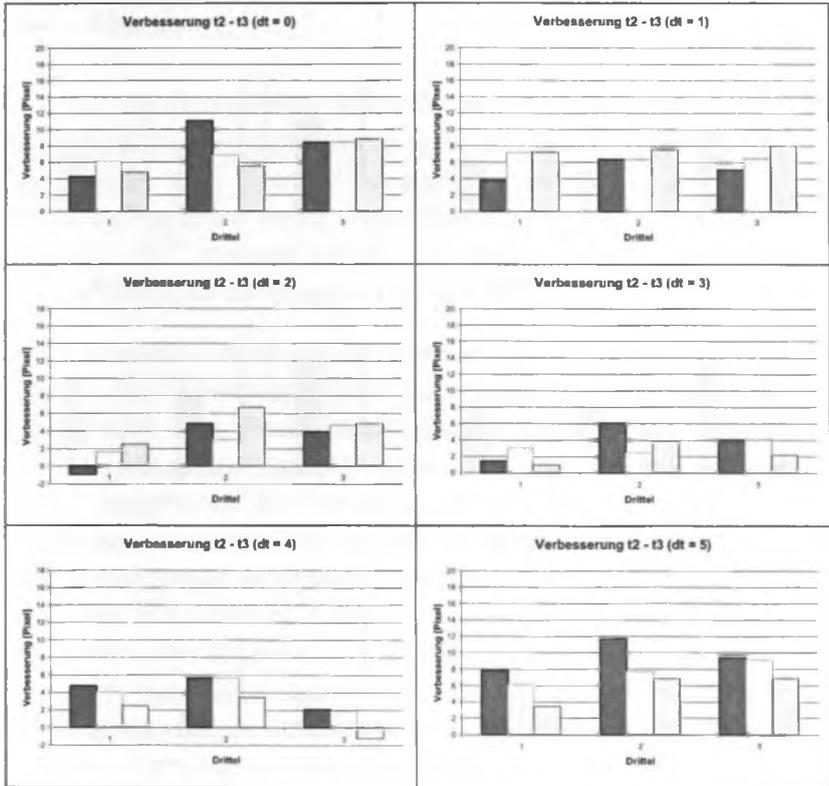


Abbildung 61: Mittlere Verbesserung zwischen dem Zeitpunkt t_2 (nach 6000 Iterationen) und dem Zeitpunkt t_3 (nach 60000 Iterationen) für die verschiedenen Simulationsbedingungen. Der jeweils linke Balken einer jeden Gruppe steht für die langsame, der mittlere für die mittlere und der rechte für die schnelle Geschwindigkeitsbedingung.

Bis auf wenige Ausnahmen verbessern sich die Modelle unter allen Simulationsbedingungen in allen Geschwindigkeiten und allen Dritteln. In der langsamen Geschwindigkeitsbedingung (dunkler linker Balken der jeweiligen Balkengruppe) gilt für alle Simulationsbedingungen, dass das mittlere Drittel eine größere Verbesserung der Trackingleistung zeigt als das erste und das letzte Drittel. Tendenziell scheint das erste Drittel insgesamt den geringsten Lernzuwachs zu zeigen.

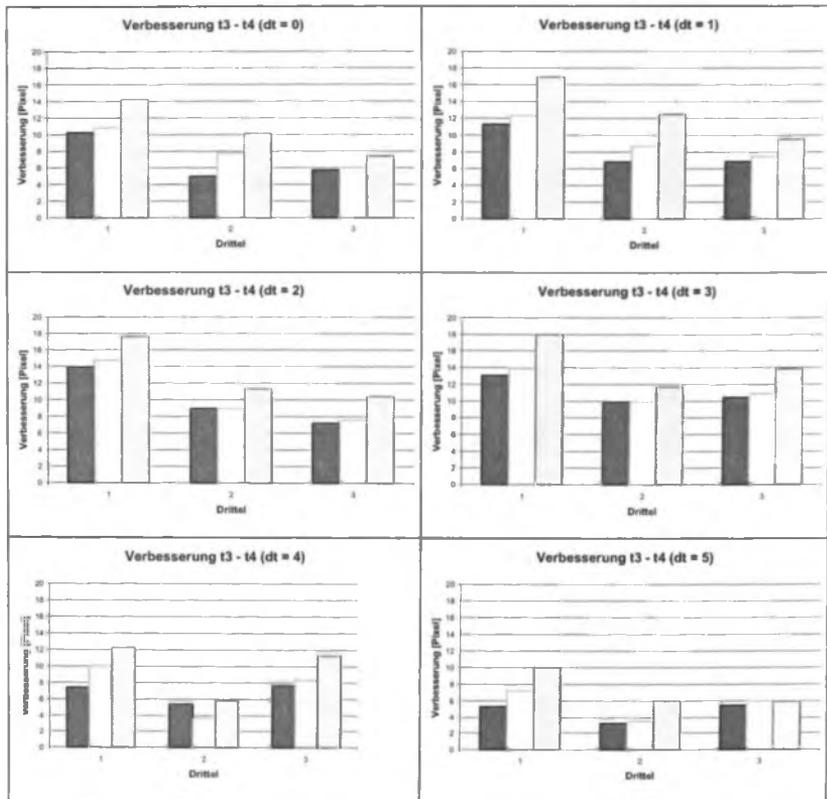


Abbildung 62: Mittlere Verbesserung zwischen dem Zeitpunkt t_3 (nach 60000 Iterationen) und dem Zeitpunkt t_4 (nach 600000 Iterationen) für die verschiedenen Simulationsbedingungen. Der jeweils linke Balken einer jeden Gruppe steht für die langsame, der mittlere für die mittlere und der rechte für die schnelle Geschwindigkeitsbedingung.

Zwischen Messzeitpunkt 3 und Messzeitpunkt 4 zeigt sich unter allen Simulations- und Geschwindigkeitsbedingungen und in allen Dritteln ein deutlicher Leistungszuwachs. Dabei ist der Leistungszuwachs unter der langsamen Geschwindigkeitsbedingung im mittleren Drittel meist geringer als in den äußeren beiden Dritteln. Zudem findet der größte Lernzuwachs für fast alle Simulations- und Geschwindigkeitsbedingungen im ersten Drittel statt.

6.6 Diskussion

Mit dem um Verzögerungseinheiten für die Verarbeitung von Reizinformationen erweiterten Modell von Jordan und Rumelhart (1992) sollte das Erlernen einer Spurverfolgungsaufgabe simuliert werden. Dazu sollten die Efferenzen, die ein Modell einer Hand bewegen, als Ausgabe von dem Netz produziert werden. Die Hand wiederum steuert eine Computermaus, die das Folgekrenz auf dem Monitor bewegt.

Zunächst wurde – wiederum in Anlehnung an Jordan und Rumelhart (1992) – das Vorwärtsmodell der Hand trainiert. In 3000 Iterationen wurde unter allen Simulationsbedingungen gelernt, unter welchen Ausgangsbedingungen welche Efferenzen welchen Effekt zur Folge haben. Dabei wurde das Vorwärtsmodell nicht perfekt, sondern nur näherungsweise gelernt. Ein unvollkommenes Vorwärtsmodell reicht aber für das Lernen des inversen Modells aus (Jordan, 1994, S. 136f.). (Übersetzt in die Sprache der Bewegungswissenschaft: Ungefähr über die Wirkung der Efferenzen Bescheid zu wissen ist ausreichend, um fehlerhafte Bewegungen in die richtige Richtung korrigieren zu können.) Dabei geht das Lernen mit einem besseren Vorwärtsmodell in der Regel schneller. Ein systematischer Leistungsvorteil der Modelle mit einer schnelleren Verarbeitung der Efferenzkopie gegenüber Modellen mit einer langsameren Verarbeitung der Efferenzkopie konnte in den Nachtests und den Transfertests weder qualitativ noch quantitativ festgestellt werden. Dies ist ein unerwartetes Ergebnis, denn gerade das Vorwärtsmodell sollte von einer schnellen Bereitstellung der Efferenzkopie profitieren. Möglicherweise war die Anzahl der Iterationen nicht groß genug, um die Unterschiede zwischen den verschiedenen Simulationsbedingungen entstehen zu lassen.

Beim Training der inversen Modelle in den jeweiligen Simulationsbedingungen zeichnet sich erst nach einer sehr großen Anzahl von Iterationen ein Vorteil für die Modelle mit kürzerer Verarbeitungszeit für die Efferenzkopie ab. Eine Iteration dauert, wenn man die Modellzeit von 30 ms für einen Zeittakt zu Grunde legt, genau eine Minute (25 s in der

langsamen, 20 s in der mittleren und 15 s in der schnellen Geschwindigkeitsbedingung). 600000 Iterationen bedeuten eine Gesamtübungszeit von 10000 Stunden, das sind zwei Jahre und 3,4 Monate bei einer täglichen Übungszeit von 12 Stunden.

Während des Lernverlaufs ist ein „emergenter Strategiewechsel“ zu erkennen. Er kann für die Verschlechterung der Trackingleistung im Lernverlauf verantwortlich gemacht werden. Offensichtlich beginnt in diesem Lernstadium die Vorhersage der Zielposition des Cursors eine Rolle zu spielen. Nur so ist zu erklären, dass das Folgekreuz über das Ziel hinauschießt, also Werte erreicht, die das Zielkreuz nie erreicht hat. Bei einer einfachen, rückmeldungsgesteuerten Spurverfolgung könnte dies nicht der Fall sein. Der Strategiewechsel ist also gekennzeichnet durch den Übergang von reiner Bewegungsregelung über die (visuelle) Rückmeldung der Position des Zielkreuzes zu einer Bewegungssteuerung, in der sowohl antizipatorische, vorwärtsgesteuerte als auch rückgekoppelte Regelmechanismen eine Rolle spielen. Der Vorteil, den die Modelle mit kürzerer Verarbeitungszeit der Efferenzkopie dabei haben, besteht darin, dass dem Vorwärtsmodell früher eine Information über die vom inversen Modell produzierten Steuerkommandos vorliegt. Daher kann ein mögliches Abweichen der tatsächlichen Zielspur von der antizipierten Zielspur eher korrigiert werden.

Die Auswertung der verschiedenen Drittel und Geschwindigkeitsbedingungen führt zu keinem sinnvoll interpretierbaren Ergebnis. Zwar ist in der Zeit zwischen dem Messzeitpunkt 2 (nach 6000 Iterationen) und dem Messzeitpunkt 3 (nach 60000 Iterationen) im ersten Drittel in den meisten Simulationen ein kleinerer Leistungszuwachs zu verzeichnen als in den beiden anderen Dritteln, doch kehrt sich dieses Ergebnis zwischen dem Messzeitpunkt 3 und dem Messzeitpunkt 4 (nach 600000 Iterationen) um. Eine mögliche Erklärung wäre, dass im Lernverlauf bestimmte Kurvenformen besonders gut antizipiert werden, und diese Kurvenformen zufällig in einem Drittel häufiger vorkommen als in den anderen. Die erwartete Spezialisierung auf die mittlere, konstante Kurve tritt aber nicht ein, eine systematisch größere Verbesserung im mittleren Drittel

kann nicht beobachtet werden. Damit erübrigt sich auch die Durchführung eines Fangversuchs mit den Netzwerkmodellen.

Bezüglich des Ziels der Arbeit, über die Unterschiede zwischen den Simulationsbedingungen – also den unterschiedlichen Zeiten bei der Verarbeitung der Efferenzkopie – die Rolle der Efferenzkopie für das motorische Lernen zu erkunden, ist das Ergebnis eher enttäuschend. Allein der Lernverlauf nach einer großen Anzahl von Iterationen bestätigt die Erwartungen. Die Betrachtung der Trackingleistungen zu den Testzeitpunkten – sowohl qualitativ als auch quantitativ – lässt aber keine augenfälligen Differenzen zwischen den unterschiedlichen Simulationsbedingungen erkennen. Genau so wenig können Unterschiede in der Trackingleistung zwischen den verschiedenen Dritteln festgestellt werden. Die Konstanz des mittleren Drittels wurde offensichtlich vom Modell auch nach einer hohen Anzahl von Iterationen nicht erkannt.

7 Vergleich von Simulation und Experiment

In diesem Kapitel wird das konnektionistische Modell validiert, in dem das qualitative und quantitative Modellverhalten mit dem Verhalten des Modelloriginals verglichen wird.

Ein Anliegen dieser Arbeit ist der Nachweis, dass das hier dargestellte konnektionistische Modell für das menschliche motorische Lernen – zumindest von Spurverfolgungsaufgaben – ein gültiges Modell ist. Wie schon in Abschnitt 1 dargestellt, kann es dafür kein abgesichertes, eindeutiges Verfahren geben. Nach Perl, Lames und Glitsch (2002, S. 202)

wird man in der verhaltenswissenschaftlichen Modellbildung ... immer einen Mix an Validierungsstrategien anwenden müssen, das in drei Stufen beschrieben werden kann:

- korrektes Nachvollziehen des qualitativen Verhaltens des Originals,
- korrekte Reproduktion des quantitativen Verhaltens des Originals und
- Abbildung des internen Funktionierens des Originals.

In den meisten konnektionistischen Modellierungen wird das Verhalten des KNN dem Verhalten des Modelloriginals, also des Menschen, qualitativ gegenübergestellt. Dies geschieht zumeist in grafischen Abbildungen der Verhaltensdaten, bei denen die Ähnlichkeit zwischen dem Verhalten des KNN und denen der Versuchspersonen „ins Auge springt“ und die als Hinweis für die Gültigkeit des Modells genommen werden. Als Verhaltensdaten eignen sich hier die tatsächlich von den Vpn und den Modellen produzierten Folgekurven sowie der Unterschied der Trackingleistungen zu den einzelnen Messzeitpunkten.

In dieser Arbeit sollen verschiedene, nur durch die Verarbeitungszeit der Efferenzkopie sich unterscheidende Modelle verglichen werden und das „gültigste“ bestimmt werden. Dies ist durch eine qualitative Auswertung nur unzureichend festzustellen. Es müssen Kriterien gefunden werden, die die Ähnlichkeit des Modellverhaltens mit dem Modelloriginal messen und zwischen den verschiedenen Modellvarianten differenzieren. Ein geeignetes Kriterium ist der Lernverlauf.

In welcher Hinsicht das dieser Arbeit zu Grunde liegende Modell von Jordan und Rumelhart (1992) das interne Funktionieren des Originals abbildet, wurde schon in den Kapiteln 1 und I ausführlich erläutert. Die Hinzunahme der Verarbeitungszeit kann die Validität des Modells nur erhöhen. Überlegungen dazu werden in der abschließenden Diskussion in Kapitel 8 aufgegriffen.

7.1 Qualitativer Vergleich

Das qualitative Verhalten einer Vp wurde in Abschnitt 5.4.1 dieser Arbeit ausführlich am Beispiel von J.H. beschrieben (Abbildungen 6 - 11, S. 48 - 50). Dort wurde auf der Grundlage des Spurverlaufs der Folgekurve auf eine kombinierte vorwärtsgesteuerte und rückmeldungsgeregelte Bewegungskontrolle geschlossen, wobei der Lernfortschritt durch eine Verbesserung der Antizipation der Kurvenextrema erzielt wurde.

Dieses Verhalten kann auch bei den Simulationen beobachtet werden, allerdings erst nach einer gewissen Anzahl von Iterationen (Abbildungen 59 und 60, S. 120 f.). Da die Vpn schon vor dem Experiment einige Erfahrung im Umgang mit ihren Händen im Allgemeinen und der Computermaus im Besonderen hatten, wäre es nicht korrekt, den Beginn des Lernens der Netzwerke dem Beginn des Lernens der Vpn im Experiment gegenüber zu stellen. Die mittleren absoluten Fehler der Vpn zu Beginn des Experiments liegen in der langsamen Geschwindigkeitsbedingung bei 15,71, in der mittleren bei 19,31 und in der schnellen bei 28,18 (Tabelle 1, S. 53). Diese Werte werden in den Simulationen nach 6000 Iterationen noch nicht erreicht, werden aber nach 60000 Iterationen etwas übertroffen (Tabelle 14, S. 123). Für den Vergleich der experimentell erhobenen Daten mit denen aus der Simulation eignen sich also die Daten zu Beginn der Simulation nicht. Auch die Daten nach 6000 Iterationen werden von der weiteren Betrachtung ausgeschlossen, da dort noch ausschließlich eine closed-loop-Kontrolle vorherrscht.

Analog der Idee von Wing und Kristofferson (Wing & Kristofferson, 1973a; Wing & Kristofferson, 1973b), die die zeitlichen Fehler im Tapping-Paradigma in einen „motorischen“ und einen „zentralen“ Fehler aufteilen, kann auch bei Trackingaufgaben von einem „motorischen“ und einem „zentralen“ Fehler gesprochen werden. Der „zentrale“ Fehler ist ein systematischer Fehler, der bedingt wird durch die Verarbeitungszeit der sensorischen Stimuli und die Unmöglichkeit, die Positionsänderungen des Zielkreuzes immer korrekt vorherzusehen. Der „motorische“ Fehler entsteht durch mechanische Störungen der tatsächlichen Ausführung der Bewegung. Im Gegensatz zu den Vpn produzieren die Simulationen keinen motorischen Fehler, da die motorische Ausführung fehlerfrei modelliert und nicht mechanisch ausgeführt wird. Der Fehler in der Simulation beruht also allein auf dem „zentralen“ Fehler. Für die weitere Interpretation wird angenommen, dass der „motorische“ Fehler der Vpn nicht systematisch an bestimmten Stellen der Trackingkurve auftritt, sondern zufällig an beliebigen Stellen als Störgröße vorkommt. Bei der Mittelung der Daten über viele Vpn und Durchgänge sollte sich der motorische Fehler zu Null addieren.

Bei der qualitativen Untersuchung der Trackingspuren wird daher zur Darstellung des Spurverlaufs der Vpn nicht auf die Spur einer Einzelperson zurückgegriffen, sondern die Spuren aller Vpn werden gemittelt. Kleine mechanische Störungen werden durch Glättung der Folgekurve einer jeden Vpn beseitigt. Dazu wird der über zehn Zeittakte gleitende Mittelwert gebildet. Die ersten und die letzten acht Zeittakte (also der Anfang und das Ende des mittleren Drittels) werden ausgelassen, da dort wegen des Anschlusses an die äußeren Drittel keine konstante Position des Zielkreuzes vorliegt. Die gleitenden Mittelwerte des ersten Versuchs einer jeden Vpn in jeder Geschwindigkeitsbedingung werden für jeden Zeittakt gemittelt, so dass für jeden Zeittakt ein mittlerer Wert des Folgekreuzes aller Vpn existiert. Über alle Zeittakte wird damit die mittlere Folgespur des konstanten Drittels aller Vpn gebildet. Für die gemittelte Spur zum Ende des Experiments werden entsprechend die geglätteten Kurven der letzten Versuche aller Vpn in jeder Geschwindigkeitsbedingung gemittelt. In Abbildung 63 werden die Kurven der

schnellen Geschwindigkeitsbedingung dargestellt. Dort wird der Trackingfehler deutlicher sichtbar als unter den anderen Geschwindigkeitsbedingungen.

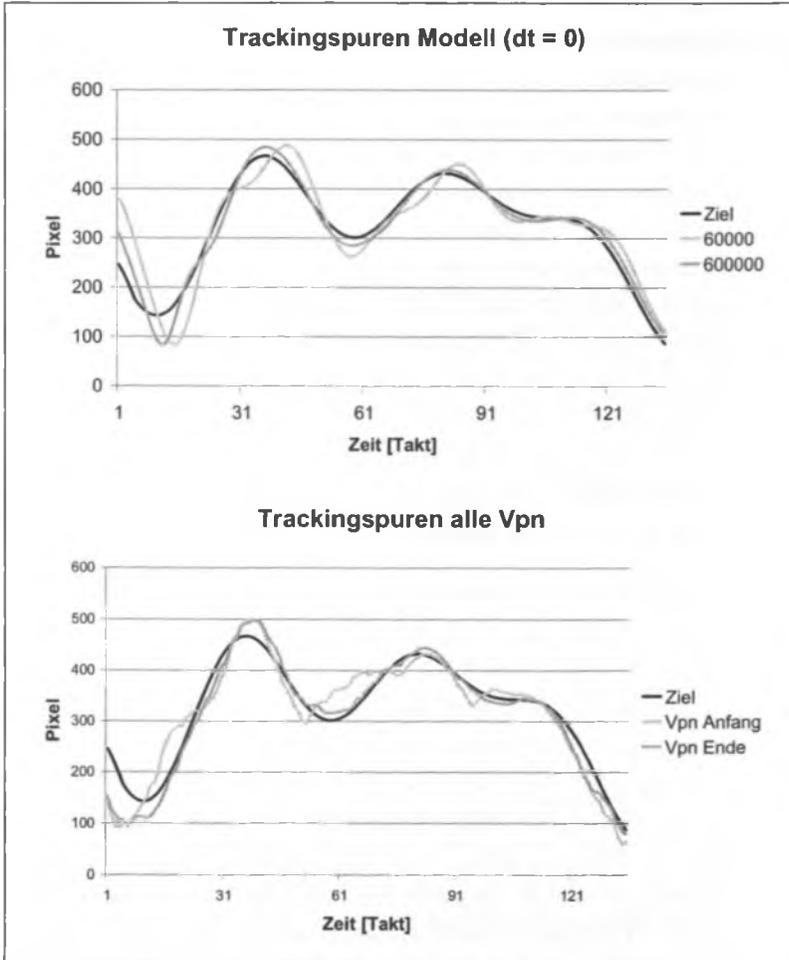


Abbildung 63: Vergleich der „mittleren“ Trackingspuren aller Vpn mit den Kurven des Modells mit sofortiger Verarbeitung der Efferenzkopie in der schnellen Geschwindigkeitsbedingung.

Im qualitativen Vergleich zwischen den Spuren des Modells und den Spuren der Vpn sind Gemeinsamkeiten wie auch Unterschiede zu erkennen. Alle vier Spuren „schlängeln“ sich um die Zielspur herum, es

gibt Abschnitte des Überschießens und Abschnitte des Unterschießens. Diese sind nicht exakt identisch, aber auch nicht völlig gegensätzlich. Beim ersten Minimum des dargestellten konstanten mittleren Drittels überschießen sowohl die Vpn wie auch das Modell, wobei die Vpn früher überschießen. Auch beim ersten Maximum überschießen Vpn und Modell, bei dem darauf folgenden Minimum führt das Modell den Cursor zu tief, die Vpn tun dies jedoch nicht. Das darauf folgende Maximum (ungefähr bei Zeittakt 85) wird von beiden recht gut getroffen, bei dem darauf folgenden Sattel führen sowohl das Modell wie die Vpn den Cursor zu früh nach unten. Der Abstieg zum nächsten Minimum wird von den Vpn etwas zu früh, von dem Modell etwas zu spät eingeleitet.

Ein qualitativer Vergleich des nach den verschiedenen Dritteln und Geschwindigkeitsbedingungen aufgeschlüsselten Lernzuwachses zeigt keine Übereinstimmung zwischen den Modellen und den Vpn. Während bei den Modellen unter keiner Simulationsbedingung ein systematischer Vorteil eines bestimmten Drittels zu erkennen ist, kann – mit einiger Vorsicht – bei den Vpn eine größere Verbesserung der Trackingleistung im mittleren Drittel im Vergleich zu den äußeren Dritteln diagnostiziert werden.

7.2 Quantitativer Vergleich

Für einen quantitativen Vergleich des Modells mit dem Original eignet sich nur der Lernverlauf, da er als Zeitreihe vorliegt. Alle anderen Modelldaten sind Einzelfälle und quantitativ nicht auswertbar. Der Lernverlauf der Vpn im Experiment ist aber nicht besonders repräsentativ, da die Streuung doch recht groß ist und nur acht Messzeitpunkte vorliegen. Statt der hier erhobenen Experimentaldaten wird hier auf das bekannte, empirisch überprüfte „Gesetz des Übens“ zurückgegriffen. Es besagt, dass die Leistung P exponentiell mit der Übungszeit T nach der Formel

$$T = aP^b; \quad a, b > 0 \quad (\text{Gl. 17})$$

zusammenhängt (Schmidt & Lee, 1999, S. 358). Dieses „Gesetz des Übens“ wurde vielfach experimentell bestätigt (zusammenfassend z.B. Fitts, 1964; Newell & Rosenbloom, 1981).

Alternativ dazu steht die Auffassung, dass es mehrere Stufen im Lernverlauf geben kann (Adams, 1971; Anderson, 1995; Meinel & Schnabel, 1998), zwischen denen es zu stagnierenden Leistungen, sogenannten „Lernplateaus“ kommt. Vor dem Hintergrund der hier vorliegenden Simulationen kann vermutet werden, dass solche Lernplateaus in der Nähe von (emergenten oder bewussten) Strategiewechseln auftreten. Da bei den Vpn kein Strategiewechsel zu beobachten war, wird dieser auch bei dem Vergleich mit den Modelldaten außen vor gelassen. Es werden hier also nur die Daten ab der 25000. Iteration berücksichtigt, bei der unter allen Simulationsbedingungen der Strategiewechsel schon vollzogen wurde (vgl. Abbildung 54, S. 116). Es wird untersucht, wie gut der Lernverlauf sich durch Gleichung 17 annähern lässt. Zur Überprüfung werden zwei andere mögliche Kurvenanpassungen untersucht, eine logarithmische (Gleichung 18) und eine exponentielle Wachstumskurve (Gleichung 19).

$$T = a + b \ln(P); \quad a, b > 0 \quad (\text{Gl. 18})$$

$$T = a e^{bP}; \quad a, b > 0 \quad (\text{Gl. 19})$$

Die Idee dahinter ist, dass die Simulationsbedingung das Original am besten modelliert, bei der die durch Gleichung 17 theoretisch vorhergesagte Kurve am besten den tatsächlichen Lernverlauf beschreibt, verglichen sowohl mit dem Lernverlauf unter den anderen Simulationsbedingungen als auch mit den Bestimmtheitsmaßen für die anderen Wachstumskurven.

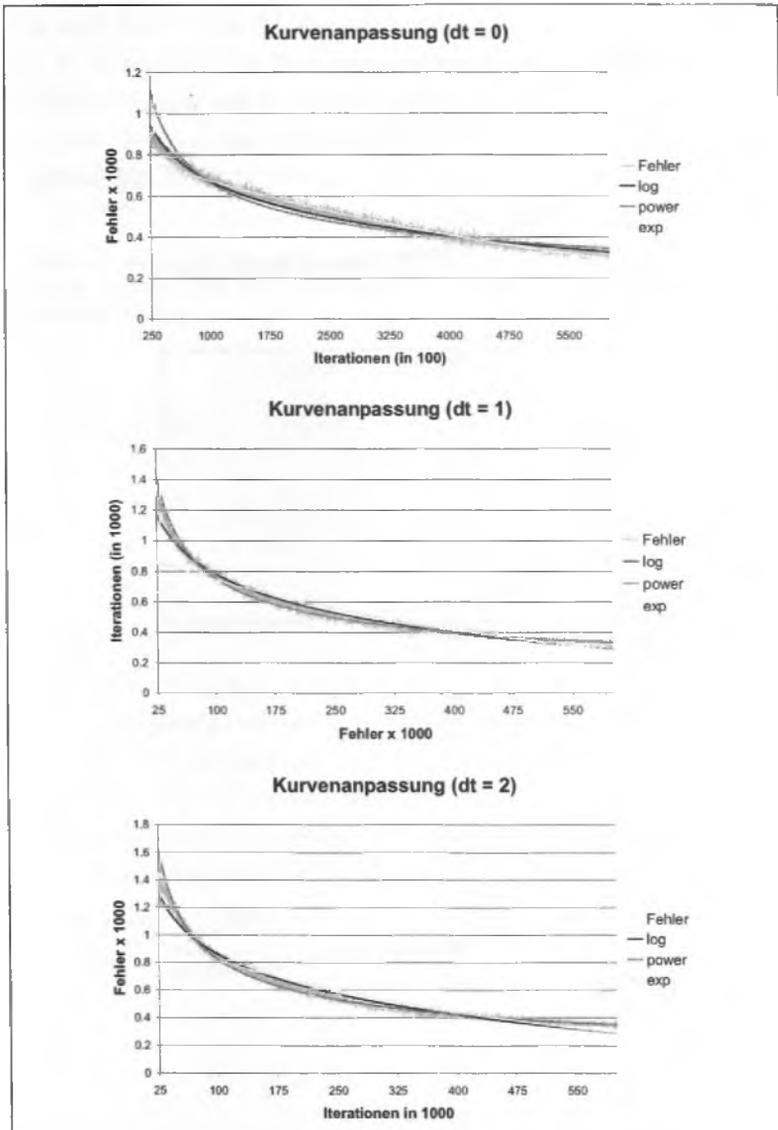


Abbildung 64: Verschiedene Kurvenanpassungsfunktionen für die Simulationsbedingungen mit einer Verzögerung der Efferenzkopie von 0, 30 und 60 ms. „log“ entspricht der Gleichung 18, „power“ dem Gesetz des Übens (Gleichung 17), „exp“ der Gleichung 19.

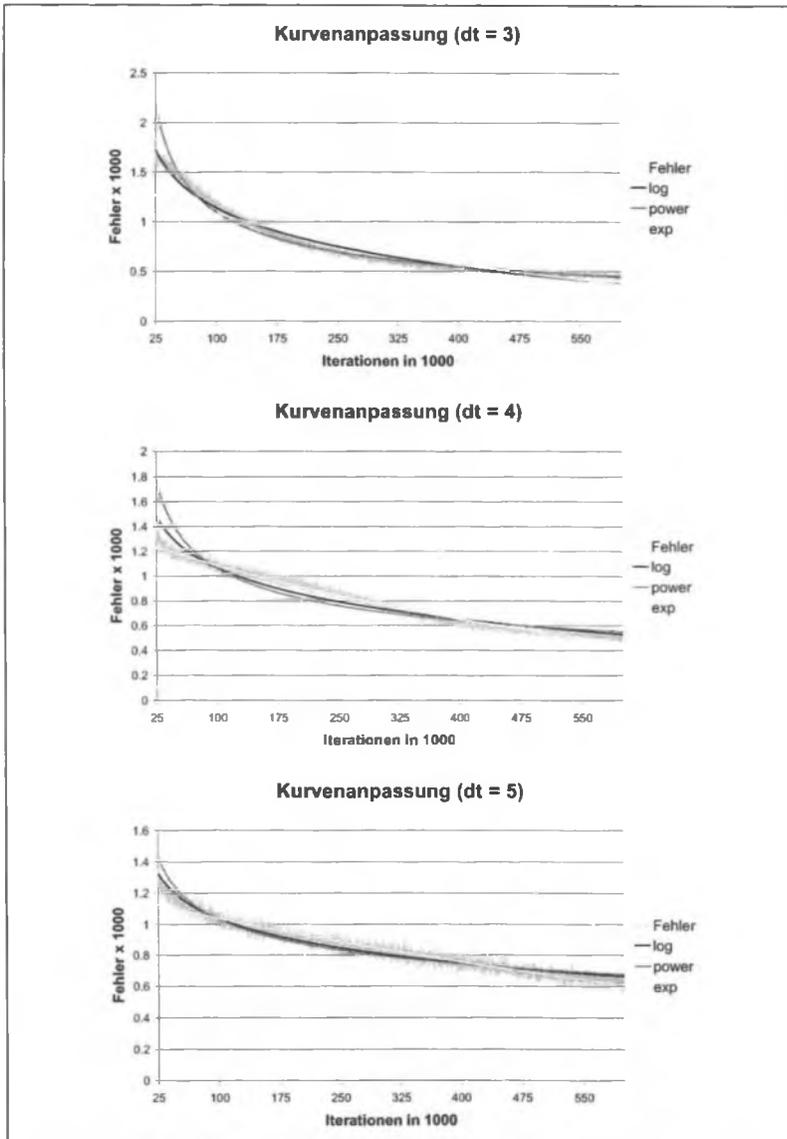


Abbildung 65: Verschiedene Kurvenanpassungsfunktionen für die Simulationsbedingungen mit einer Verzögerung der Effizienzkopie von 90, 120 und 150 ms. „log“ entspricht der Gleichung 18, „power“ dem Gesetz des Übens (Gleichung 17), „exp“ der Gleichung 19.

Das Maß für die Güte der Kurvenanpassung ist das Bestimmtheitsmaß R^2 . Es bezeichnet das Verhältnis zwischen der Quadratsumme der erklärten Streuung und der Quadratsumme der gesamten Streuung. Für die oben dargestellten Lernverläufe ergeben sich die in Tabelle 15 aufgetragenen Werte.

Tabelle 15: Bestimmtheitsmaße für die verschiedenen Anpassungsfunktionen. Grau unterlegt sind die Maße für die theoretische Beziehung zwischen Übungszeit und motorische Leistung.

	$T = a P^b$	$T = a + b \ln(P)$	$T = a e^{bP}$
dt = 0	0,966	0,988	0,983
dt = 1	0,993	0,987	0,948
dt = 2	0,990	0,974	0,896
dt = 3	0,990	0,988	0,950
dt = 4	0,942	0,960	0,989
dt = 5	0,963	0,980	0,976

Alle drei Funktionen besitzen sehr hohe Bestimmtheitsmaße. Die grau unterlegte Spalte bezieht sich auf den im „Gesetz des Übens“ formulierten Zusammenhang zwischen Übungsdauer und -erfolg. Dabei geben die marginalen Unterschiede zwischen den einzelnen Simulationsbedingungen keinen Hinweis darauf, dass ein Modell eher dem theoretisch postulierten Lernverlauf genügt als ein anderes. Insgesamt entsprechen die Lernverlaufdaten aller Simulationsbedingungen voll dem theoretisch erwarteten Verlauf.

8 Diskussion

In dieser Arbeit wurden drei Ziele verfolgt:

1. Es sollte gezeigt werden, dass das Modell von Jordan und Rumelhart (1992) auch und gerade dann Gültigkeit beanspruchen kann, wenn physiologisch begründete Verarbeitungszeiten der verschiedenen Sinnesorgane in das Modell integriert werden und die elastischen Eigenschaften der Muskulatur mit berücksichtigt werden.
2. Es sollte durch den Vergleich von Leistungen des Modelloriginals Mensch in einer Spurverfolgungsaufgabe mit den Leistungen des Modells in der gleichen Aufgabe eine plausible Antwort darauf gefunden werden, wie lang die Verarbeitung der Efferenzkopie dauert.
3. Darüber hinaus sollte die Untersuchung der unterschiedlichen Abstufungen der Trackingleistung zwischen den verschiedenen Simulationsbedingungen Aufschluss über die Bedeutung der Efferenzen für das motorische Lernen geben.

Ein Problem dieser Arbeit – das allerdings ein generelles Problem bei allen Arbeiten mit Simulationen ist – ist, dass die Simulation eine „Einzelfallstudie“ ist. In empirischen Untersuchungen am Menschen wird versucht, die Allgemeingültigkeit der aufgestellten Hypothesen nachzuweisen, in dem mehrere Versuchspersonen untersucht werden. Mit Hilfe statistischer Verfahren kann die durch die experimentell kontrollierte Variable aufgeklärte Varianz berechnet und die Wahrscheinlichkeit der Allgemeingültigkeit der Hypothese abgeleitet werden. Wenn nun das Verhalten der rKNN unter verschiedenen Simulationsbedingungen untersucht wird, stellt sich die Frage, ob die beobachteten Unterschiede zwischen den einzelnen Simulationen sich zufällig ergeben oder aber durch die veränderte Variable bewirkt werden. Hier wäre es prinzipiell auch denkbar, viele verschiedene Simulationen mit beispielsweise unterschiedlichen Anfangsgewichten oder unterschiedlicher Anzahl von Einheiten in den verschiedenen Schichten durchzuführen.

Eine statistische Analyse hätte dann ergeben, inwieweit das beobachtete Verhalten von der experimentell veränderten Variablen – der Verarbeitungszeit der Efferenzkopie – oder von anderen, zufällig festgelegten Simulationsbedingungen abhängt. Allein, der für ein solches Design benötigte Zeitaufwand würde den Rahmen dieser Arbeit bei weitem sprengen.

Wie in den vorangegangenen Kapiteln deutlich wurde, ist den hier durchgeführten Simulationen kein eindeutiges Ergebnis zu entnehmen. Die Ergebnisse der verschiedenen Simulationsbedingungen unterscheiden sich nicht deutlich voneinander. Die Erwartung, dass die Daten aus einer Simulationsbedingung quantitativ deutlich größere Ähnlichkeit zu dem Verhalten des Modelloriginals aufweisen als die anderen, hat sich nicht bestätigt. Dafür kann es mehrere Gründe geben, die im Folgenden beleuchtet werden sollen.

Vertritt man die in der Simulation erhaltenen Ergebnisse offensiv und überträgt sie auf das Modelloriginal, bedeutete dies, dass der Einfluss der Verarbeitungszeit der Efferenzkopie auf das motorische Lernen nur gering ist und sich erst nach einer sehr langen Übungszeit zeigt. Entspricht die Verarbeitungszeit der Efferenzkopie die der propriozeptiven Rückmeldung (im Modell 90 ms, $dt = 3$), ist die Lernleistung nur graduell schlechter als in dem Fall, in dem die Efferenzkopie schneller zur Verfügung steht. Eine noch längere Verarbeitungszeit bedeutet dagegen eine graduelle Verschlechterung. Allerdings ist motorisches Lernen immer noch möglich, wenn die Verarbeitungszeit der Efferenzkopie der Dauer der Verarbeitung der visuellen Rückmeldung entspricht. Dies würde der Efferenzkopie nur eine marginale Rolle für das Lernen motorischer Fertigkeiten zuweisen.

Es gibt aber Hinweise, die gegen eine offensive Interpretation der Ergebnisse sprechen. Wie oben schon erwähnt, ist die zufällige Bestimmung der Ausgangsbedingungen ein wichtiger Faktor für den Lernverlauf der Modelle. Es kann zwar angenommen werden, dass über die große Anzahl der Iterationen im Training des inversen Modells der Effekt des zufälligen Startpunkts der Simulation ausgeglichen wird,

zumal es keine Hinweise darauf gibt, dass sich die Modelle in einem lokalen Minimum verfangen hätten. Schließlich waren die Ergebnisse nach 60000 Iterationen erwartungsgemäß. Was für das Training der inversen Modelle gilt, stimmt aber nicht für das Training der Vorwärtsmodelle. Dort wurde das Training nach 3000 Iterationen abgebrochen, wobei noch kein den Erwartungen entsprechender Vorteil zu Gunsten der Modelle mit kürzerer Verarbeitungszeit der Efferenzkopie deutlich wurde. Zwar ist ein perfektes Vorwärtsmodell für das Erlernen des inversen Modells keine Voraussetzung, aber vermutlich hätte ein deutlicher Unterschied in der Vorhersagequalität der Vorwärtsmodelle auch zu einem größeren Unterschied beim Erlernen der inversen Modelle geführt.

Dies führt auf die Spur einer grundlegenden Schwäche des Modells von Jordan und Rumelhart: Es kann immer nur entweder das Vorwärts- oder das inverse Modell gelernt werden. Beim Erlernen des Vorwärtsmodells werden die Efferenzen außerhalb des Modells festgelegt, beim Training des inversen Modells werden die Gewichte des Vorwärtsmodells konstant gehalten. Wenn man dies unterlässt, verändern sich die Gewichte von Vorwärts- und inversem Modell so, dass die Ausgabe des Vorwärtsmodells – also die Antizipation des Bewegungseffekts – optimiert wird, nicht jedoch die bewegungserzeugenden Efferenzen. Diese verändern sich dann zufällig, so dass auch das Bewegungsergebnis zufällig wird. Daran scheitert das Lernen des Vorwärtsmodells. Es werden zusätzliche Informationen benötigt, die jeweils den Anteil des Vorwärts- und des inversen Modells anzeigen. Erschwerend kommt hinzu, dass Jordan und Rumelhart (1992) ein weiteres Problem, vor dem das Modelloriginal steht, nicht thematisieren. Die Wahrnehmung des Bewegungsergebnisses kann ebenfalls fehlerbehaftet sein und muss gelernt und optimiert werden.

Im Modelloriginal hingegen ist nicht davon auszugehen, dass es einen Lernmodus für das Vorwärtsmodell und einen für das inverse Modell gibt, der jeweils nur wechselseitig aktiv sein kann. Plausibel ist, dass bei jeder Bewegung sich sowohl das Vorwärts- als auch das inverse Modell

ein wenig anpassen werden. Daher müssen zusätzliche Informationsquellen genutzt werden, die eine stetige Verbesserung beider Modelle zulassen.

Aus solchen Überlegungen heraus entwickelten Hossner und Künzell (im Druck) die These, dass mehrere, von einander unabhängige Vorwärtsmodelle – beispielsweise für jede Modalität – existieren müssten. Zu den evolutionär verankerten Grundprinzipien des motorischen Lernens muss es dann gehören, eine Konsistenz der verschiedenen Vorwärtsmodelle zu erreichen. Ein Verhaltenseffekt wird dabei von jeweils verschiedenen Vorwärtsmodellen vorhergesagt. Es gibt unter anderem ein visuelles, ein propriozeptives, ein vestibuläres und ein efferentes Vorwärtsmodell. Diese Modelle sollen zu einer konsistenten Vorhersage des Verhaltenseffekts führen. Weicht ein Vorwärtsmodell ab und sagt etwas anderes voraus als die anderen, ist es plausibel, dass hier ein Fehler vorliegt, der angepasst werden muss. Über einen solchen Mechanismus wäre die Korrektur des Vorwärtsmodells denkbar. Beispielhaft für eine Diskrepanz zwischen verschiedenen Vorhersagen verschiedener Vorwärtsmodelle ist bei Seegang auf einem Schiff zu beobachten. Die visuelle und die vestibuläre Vorhersage, was gerade „unten“ ist, stimmt nicht mehr überein (Stadler, 1999). Dies wird in der Regel nach einer kurzen Phase des Unwohlseins, der Seekrankheit, korrigiert.

Eine weitere Schwäche des hier verwendeten Modells – dies gilt für alle konnektionistischen Modelle – ist, dass das Netzwerk als „tabula rasa“ beginnt. Alle Gewichte werden zu Beginn zufällig initialisiert und ändern sich erst im Lernverlauf. Dies bildet die Eigenschaften des Modelloriginals nicht ab. Alle Lebewesen kommen mit genetischen Prädispositionen auf die Welt. Eine Reihe von Reflexen sichern das Überleben eines Säuglings und sind der Ausgangspunkt für weiteres motorisches Lernen. Es ist hier nicht die geeignete Stelle, um über den Anteil der genetischen Prädisposition für das motorische Lernen zu diskutieren. Die Annahme hinter der konnektionistischen Modellierung ist die, dass Reflexe zwar das motorische Lernen erleichtern, jedoch die

zu Grunde liegenden Mechanismen nicht verändern, so dass ein konnektionistisches Modell zwar am Anfang des Trainingsprozesses den Lernverlauf nicht adäquat abbilden kann, auf Grund der gleichen Mechanismen aber trotzdem gültige Aussagen über das Modelloriginal möglich sind.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass der wissenschaftliche Erkenntnisgewinn dieser Arbeit recht beschränkt ist. Zwei Aspekte sollen dabei hervorgehoben werden:

Das von Pew (1974) eingeführte Tracking-Paradigma zum impliziten Lernen hat nicht immer die dargestellten deutlichen Effekte. Problematisch ist dabei vor allem die Berücksichtigung der Trackingschwierigkeit in den unterschiedlichen Kurvenabschnitten. Dies gilt vor allem für die Fangversuche. Ein kleiner Hinweis auf die Problematik mag sein, dass es relativ wenig Veröffentlichungen innerhalb dieses Paradigmas gibt. Dies könnte daran liegen, dass Untersuchungen, die nicht zu dem gewünschten Ergebnis führen, häufig nicht publiziert werden (können).

Ein zweiter Erkenntnisgewinn liegt darin, dass das von Jordan und Rumelhart (1992) entwickelte konnektionistische Modell zum distalen überwachten Lernen zwar den Lernverlauf des Modelloriginals recht gut abbildet und auch bei dem Erlernen der Spurverfolgungsaufgabe bei der Kontrolle des Folgekreuzes ähnliche Spuren produziert wie das Modelloriginal. Es gibt aber auch Hinweise darauf, dass Jordan und Rumelhart einen wichtigen Aspekt außer Acht lassen. Ihr Modell könnte unterbestimmt sein, d.h. es fehlen Informationen, die ein gleichzeitiges Anpassen von Vorwärts- und inversem Modell ermöglichen. Ein möglicher Lösungsvorschlag wurde oben skizziert – *further simulations are needed.*

9 Literatur

- Adams, J. A. (1961). Human tracking behavior. *Psychological Bulletin*, 58, 55-79.
- Adams, J. A. (1971). A closed-loop theory of motor learning. *Journal of Motor Behavior*, 3, 111-150.
- Allport, D. A. (1968). Phenomenal simultaneity and the perceptual moment. *British Journal of Psychology*, 59, 395-406.
- Allport, D. A. (1987). Selection for action: Some behavioral and neurophysiological considerations of attention and action. In H. Heuer & A. F. Sanders (Eds.), *Perspectives on perception and action* (pp. 395-419). Hillsdale, N.J.: Erlbaum.
- Anderson, J. R. (1982). Acquisition of cognitive skill. *Psychological Review*, 89, 369-406.
- Anderson, J. R. (1995). *Learning and memory: An integrated approach*. New York: Wiley.
- Anochin, P. K. (1967). *Das funktionelle System als Grundlage der physiologischen Architektur des Verhaltensaktes*. Jena: Fischer.
- Aschersleben, G. & Prinz, W. (1995). Synchronizing actions with events: The role of sensory information. *Perception and Psychophysics*, 57, 305-317.
- Aschersleben, G. & Prinz, W. (1997). Delayed auditory feedback in synchronization. *Journal of Motor Behavior*, 29, 35-46.
- Bizzi, E., Hogan, N., Mussa-Ivaldi, F. A. & Giszter, S. (1992). Does the nervous system use equilibrium-point control to guide single and multiple joint movements? *Behavioral and Brain Sciences*, 15, 603-613.
- Bleecker, M. L., Bolla Wilson, K., Agnew, J. & Meyers, D. A. (1987). Simple visual reaction time: Sex and age differences. *Developmental Neuropsychology*, 3(2), 165-172.
- Block, N. (1996). Eine Verwirrung über eine Funktion des Bewußtseins. In T. Metzinger (Hrsg.), *Bewußtsein* (3. Aufl., S. 523-581). Paderborn: Schöningh.
- Bortz, J. (1993). *Statistik*. (4. Aufl.). Berlin u.a.: Springer.
- Botwinick, J. & Thompson, L. W. (1966). Components of reaction time in relation to age and sex. *Journal of Genetic Psychology*, 108(2), 175-183.
- Brauner, J. D. & Lit, A. (1976). The Pulfrich effect, simple reaction time, and intensity discrimination. *American Journal of Psychology*, 89(1), 105-114.

- Buckingham, D. & Schultz, T. R. (1994). A connectionist model of the development of velocity, time, and distance concepts. In A. Ram & K. Eiselt (Eds.), *Proceedings of the Sixteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society* (pp. 72-77). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Chalmers, D. J. (1996). *The conscious mind. In search of a fundamental theory*. New York: Oxford University Press.
- Chauvin, Y. & Rumelhart, D. E. (Eds.). (1995). *Backpropagation: Theory, architectures, and applications. Developments in connectionist theory*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Cleeremans, A. (1993). *Mechanisms of implicit learning: Connectionist models of sequence processing*. Cambridge, Mass. et al.: MIT press.
- Cleeremans, A. & McClelland, J. L. (1991). Learning the structure of event sequences. *Journal of Experimental Psychology*, 120(3), 235-253.
- Daum, I., Hommel, B. & Kluwe, R. H. (2001). *Das Schwerpunktprogramm "Exekutive Funktionen" der Deutschen Forschungsgemeinschaft*. Available: http://www.fsw.leidenuniv.nl/www/w3_func/Sppef/sppekutivefunktionen.doc [2001, 13. 04. 2001].
- Desmurget, M. & Grafton, S. (2000). Forward modeling allows feedback control for reaching movements. *Trends in Cognitive Sciences*, 4, 423-431.
- Dunlap, K. (1910). Reactions on rhythmic stimuli, with attempt to synchronize. *Psychological Review*, 17, 399-416.
- Elliott, R. (1970). Simple reaction time: Effects associated with age, preparatory interval, incentive-shift, and mode of presentation. *Journal of Experimental Child Psychology*, 9(1), 86-107.
- Ellis, R. & Humphreys, G. W. (1999). *Connectionist psychology*. Hove: Psychology Press.
- Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14, 179-211.
- Feldman, A. G. (1966a). Functional tuning of the nervous system with control of movement or maintenance of a steady posture: II. Controllable parameters of the muscles. *Biophysics*, 11, 565-578.
- Feldman, A. G. (1966b). Functional tuning of the nervous system with control of movement or maintenance of a steady posture: III. Mechanographic analysis of the execution by man of the simplest motor tasks. *Biophysics*, 11, 667-675.
- Fitts, P. M. (1954). The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of Experimental Psychology*, 47, 381-391.
- Fitts, P. M. (1964). Perceptual-motor skills learning. In A. W. Melton (Ed.), *Categories of human learning* (pp. 243-285). New York: Academic Press.

- Fraïsse, P. (1980). Les synchronisations sensori-motrices aux rythmes. In J. Requin (éd.), *Anticipation et comportement* (p. 223-257). Paris: Centre National.
- Fraïsse, P. (1984). Perception and estimation of time. *Annual Review of Psychology*, 35, 1-36.
- Fraïsse, P. (1985). *Psychologie der Zeit*. München: Reinhard.
- Gottsdanker, R. (1982). Age and simple reaction time. *Journal of Gerontology*, 37(3), 342-348.
- Hein, A. (1974). Prerequisite for development of visually guided reaching in the kitten. *Brain Research*, 71, 259-263.
- Hein, A. & Held, R. (1962). A neural model for labile sensorimotor coordinations. In E. E. Bernard & M. R. Kare (Eds.), *Biological Prototypes and Synthetic Systems 1* (pp. 71-74). New York: Plenum Press.
- Held, R. & Hein, A. (1958). Adaptation to disarranged hand-eye coordination contingent upon reafferent stimulation. *Perceptual and Motor Skills*, 8, 87-90.
- Held, R. & Hein, A. (1963). Movement-produced stimulation in the development of visually-guided behavior. *Journal of Comparative and Physiological Psychology*, 56, 872-876.
- Hensel, W. (1993). *Pflanzen in Aktion*. Heidelberg: Spektrum.
- Herzog, W. (1984). *Modell und Theorie in der Psychologie*. Göttingen: Hogrefe.
- Heuer, H. (1983). *Bewegungslernen*. Stuttgart u.a.: Kohlhammer.
- Hinton, G. E. (1984). Parallel computations for controlling an arm. *Journal of Motor Behavior*, 16, 171-194.
- Hirsh, I. J. & Sherrig, C. E. (1961). Perceived order in different sense modalities. *Journal of Experimental Psychology*, 62, 423-432.
- Hoffmann, J. (1993). *Vorhersage und Erkenntnis*. Göttingen: Hogrefe.
- Hollmann, W. & Hettinger, T. (2000). *Sportmedizin*. (4 Aufl.). Stuttgart: Schattauer.
- Hommel, B., Müssele, J., Aschersleben, G. & Prinz, W. (in press). The theory of event coding (TEC): A framework for perception and action planning. *BBS*.
- Hossner, E.-J. (2001). Sportmotorik zwischen neuronalen Aktivitäten, kognitiven Funktionen und phänomenalem Erleben. *psychologie und sport*, 8, 139-148.
- Hossner, E.-J. & Künzell, S. (im Druck). Motorisches Lernen. In H. Mechling & J. Munzert (Hrsg.), *Handbuch Bewegungswissenschaft*. Schorndorf: Hofmann.
- Houx, P. J. & Jolles, J. (1993). Age-related decline of psychomotor speed: Effects of age, brain health, sex, and education. *Perceptual and Motor Skills*, 76(1), 195-211.

- Ilmberger, J. (1986). Auditory excitability cycles in choice reaction time and order threshold. *Naturwissenschaften*, 73, 743-744.
- Jaeger, H. (1996). Dynamische Systeme in der Kognitionswissenschaft. *Kognitionswissenschaft*, 5, 151-174.
- Jäger, R. (1996). Verhalten. In G. Strube (Hrsg.), *Wörterbuch der Kognitionswissenschaft* (S. 762). Stuttgart: Klett-Cotta.
- Jaskowski, P. (1999). Reaction time and temporal-order judgment as measures of perceptual latency: The problem of dissociations. In G. Aschersleben, T. Bachman & J. Müssele (Eds.), *Cognitive contribution to the perception of spatial and temporal events* (pp. 265-282). Amsterdam: Elsevier.
- Jaskowski, P., Rybarczyk, K. & Jaroszyk, F. (1994). The relationship between latency of auditory evoked potentials, simple reaction time, and stimulus intensity. *Psychological Research/Psychologische Forschung*, 56, 59-65.
- Jokeit, H. (1990). Analysis of periodicities in human reaction times. *Naturwissenschaften*, 77, 289-291.
- Jordan, M. I. (1994). Computationale Aspekte der Bewegungssteuerung und des motorischen Lernens. In H. Heuer & S. Keele (Hrsg.), *Enzyklopädie der Psychologie. Themenbereich C: Theorie und Forschung. Serie II: Kognition. Band 3: Psychomotorik*. (S. 87-146). Göttingen u.a.: Hogrefe.
- Jordan, M. I. & Rumelhart, D. E. (1992). Forward models: Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive Science*, 16, 307-354.
- Jungmann, H. & Martworth, G. P. (1976). Untersuchungen der Reaktionszeiten bei Sportlern verschiedener Disziplinen. In H. Jungmann (Hrsg.), *Sportwissenschaftliche Untersuchungen während der XX. Olympischen Spiele, München 1972* (S. 46-53). Gräffelfing: Demeter.
- Kohfeld, D. L. (1971). Simple reaction time as a function of stimulus intensity in decibels of light and sound. *Journal of Experimental Psychology*, 88(2), 251-257.
- Konczak, J. (im Druck). Neurophysiologische Grundlagen. In H. Mechling & J. Munzert (Hrsg.), *Handbuch Bewegungswissenschaft*. Schorndorf: Hofmann.
- Künzell, S. (1996). *Motorik und Konnektionismus. Neuronale Netzwerke als Modell interner Bewegungsrepräsentationen*. Köln: bps.
- LaMettrie, J. O. (1748). *L'homme machine*. Leyde: Luzac.
- Lawrence, J. (1992). *Neuronale Netze*. München: Systema Verlag GmbH.
- Libet, B. (1977). Neuronal vs. Subjective Timing for a Conscious Sensory Experience. In P.A. Buser & A. Rougeul-Buser (Eds.), *Cerebral Correlates of Conscious Experience* (pp. 149-162). Amsterdam: Elsevier.

- Magill, R. A. (1998). Knowledge is more than we can talk about: Implicit learning in motor skill acquisition. *Research Quarterly in Exercise and Sports*, 69, 104-110.
- Mates, J., Müller, U., Radil, T. & Pöppel, E. (1994). Temporal integration in sensorimotor synchronization. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 6, 332-340.
- Macamura, M. (1977). Visual responses to luminance increment and decrement of temporal ramp stimuli with different rise and decay time. *Tohoku Psychologica Folia*, 36 (1-sup-4), 111-119.
- McClelland, J. L., Rumelhart, D. E. & The PDP Research Group (Eds.). (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*. (Vol. 2). Cambridge, Mass.: The MIT Press.
- Meinel, K. & Schnabel, G. (1998). *Bewegungslehre - Sportmotorik*. (9. stark überarbeitete Aufl.). Berlin: Sportverlag.
- Miall, C. (2002). Modular motor learning. *Trends in Cognitive Science*, 6, 1-3.
- Miall, R. C. & Reckess, G. Z. (2002). The cerebellum and the timing of coordinated eye and hand tracking. *Brain and Cognition*, 48, 212-226.
- Micko, H. N. (1969). A psychological scale for RT measurement. *Acta Psychologica*, 30, 324-338.
- Munzert, J. (1989). *Flexibilität des Handelns*. Köln: bps.
- Nägel, T. (1974). What is it like to be a bat? *Philosophical Review*, 83, 435-450.
- Narendra, K. S. (1995a). Adaptive control: Neural network applications. In M. A. Arbib (Ed.), *The handbook of brain theory and neural networks* (pp. 69-73). Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Narendra, K. S. (1995b). Identification and control. In M. A. Arbib (Ed.), *The handbook of brain theory and neural networks* (pp. 477-480). Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Narendra, K. S. & Li, S.-M. (1996). Neural Networks in Control Systems. In P. Smolensky, M. Z. Mozer & D. E. Rumelhart (Eds.), *Mathematical perspectives on neural networks* (pp. 347-393). New Jersey: Lawrence Erlbaum Associate.
- Neumann, O. (1993). Psychologie der Informationsverarbeitung: Aktuelle Tendenzen und einige Konsequenzen für die Aufmerksamkeitsforschung. In R. Daus & K. Blichke (Hrsg.), *Aufmerksamkeit und Automatisierung in der Bewegungsforschung* (S. 56-78). St. Augustin: Academia Verlag.
- Neumann, O., Koch, R., Niepel, M. & Tappe, T. (1992). Reaktionszeit und zeitliches Reihenfolgeurteil: Übereinstimmung oder Dissoziation? *Zeitschrift für experimentelle und angewandte Psychologie*, 39, 621-645.

- Neumann, O. & Prinz, W. (Eds.). (1990). *Relationship between perception and action: Current approaches*. Berlin u.a.: Springer.
- Newell, A. & Rosenbloom, P. S. (1981). Mechanisms of skill acquisition and the law of practice. In J. R. Anderson (Ed.), *Cognitive skills and their acquisition* (pp. 1-55). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Nissen, M. J. & Bullemer, P. (1987). Attentional requirements of learning: Evidence from performance measures. *Cognitive Psychology*, 19, 1-32.
- Nitsch, J. R. & Munzert, J. (1997). Handlungstheoretische Aspekte des Techniktrainings. Ansätze zu einem integrativen Modell. In J. R. Nitsch, A. Neumaier, H. de Marées & J. Mester (Hrsg.), *Techniktraining. Beiträge zu einem interdisziplinären Ansatz*. (S. 109-172). Schorndorf: Hofmann.
- Paillard, J. (1949). Quelques données psychophysiologiques relatives au déclenchement de la commande motorice. *L'Année Psychologique*, 48, 28-47.
- Parks, R. W., Levine, D. S. & Long, D. L. (Eds.). (1998). *Fundamentals on neural network modeling*. Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Parks, R. W., Long, D. L., Levine, D. S., Crockett, D. J., McGeer, E. G., McGeer, P. L. & Dalton, I. E. (1991). Parallel distributed processing and neural networks: Origins, methodology and cognitive functions. *International Journal of Neuroscience*, 60, 195-214.
- Perl, J., Lames, M. & Glitsch, U. (2002). *Modellbildung in der Sportwissenschaft*. Schorndorf: Hofmann.
- Pew, R. W. (1974). Levels of analysis in motor control. *Brain Research*, 71, 393-400.
- Pins, D. & Bonnet, C. (1997). Reaction times reveal the contribution of the different receptor components in luminance perception. *Psychonomic Bulletin and Review*, 4(3), 359-366.
- Pöppel, E. (1997). *Grenzen des Bewußtseins*. Frankfurt/Main: Insel.
- Poulton. (1974). *Tracking skill and manual control*. New York: Academic Press.
- Principe, J. C., Euliano, N. R. & Lefebvre, W. C. (2000). *Neural and adaptive systems: Fundamentals through simulations*. New York: Wiley.
- Prinz, W. (1990). A common coding approach to perception and action. In O. Neumann & W. Prinz (Eds.), *Relationships between perception and action: Current approaches* (pp. 167-201). Berlin: Springer.
- Prinz, W. (1992). Why don't we perceive our brain states? *European Journal of Cognitive Psychology*, 4, 1-20.
- Rojas, R. (1993). *Theorie der neuronalen Netze. Eine systematische Einführung*. Berlin u.a.: Springer.

- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. & Williams, D. E. (1986). Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart, J. L. McClelland & The PDP research group (Eds.), *Parallel distributed processing. Explorations in the microstructure of cognition. Volume 1: Foundations* (pp. 318-362). Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Rumelhart, D. E., McClelland, J. L. & The PDP Research Group (Eds.). (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition.* (Vol. 1). Cambridge, Mass.: The MIT Press.
- Rutschmann, J. & Link, R. (1964). Perception of temporal order of stimuli differing in sense mode and simple reaction time. *Perceptual and Motor Skills*, 18, 345-352.
- Schmidt, R. A. (1975). A schema theory of discrete motor skill-learning. *Psychological Review*, 82, 229-261.
- Schmidt, R. A. (1990). Eine Schematheorie über das Lernen diskreter motorischer Fertigkeiten. *Psychological Review* 82 (1975). Deutsche Übersetzung in Kaul/Zimmermann (Hrsg.), *Psychomotorik in Forschung und Praxis* Bd. 2, Kassel.
- Schmidt, R. A. & Lee, T. D. (1999). *Motor control and learning.* (3 ed.). Champaign, Illinois: Human Kinetics Publishers.
- Schorer, J. (1998). *Regelt Struktur Lernen?* (Unveröffentlichte Zulassungsarbeit).
- Schorer, J. & Raab, M. (1998). Implicit motor learning and interference in a tracking task paradigm, *From community health to elite sports. Proceedings of the 3. Annual Congress of the ECSS* (pp. 169): Center of health and care development.
- Smith, O. J. M. (1959). A controller to overcome dead time. *ISA Journal*, 6, 28-33.
- Stachowiak, H. (1973). *Allgemeine Modelltheorie.* Wien: Springer.
- Stadler, M. (1999). *Psychologie an Bord* (5., überarb. und erw. Aufl.). Bielefeld: Klasing.
- Steinbüchel, N. v. (1995). Temporal system states in speech processing. In H. J. Herrmann, D. E. Wolf & E. Pöppel (Eds.), *Supercomputing in Brain Research: From Tomography to Neural Networks* (pp. 75-81). Singapore: World Scientific.
- Stroud, J. M. (1955). The fine structure of psychological time. In H. Quastler (Ed.), *Information Theory in Psychology* (pp. 174-205). Glencoe, Ill.: Free Press.
- Sutton, D. & Burns, J. (1971). Alcohol dose effects of feedback-maintained simple reaction time. *Journal of Psychology*, 78(2), 151-159.
- Szmodis, I. (1977). Exercise effects on the time of reactions to auditory stimuli. *European Journal of Applied Physiology*, 37, 39-41.

- Ulrich, R. & Stapf, K. H. (1984). A double-response paradigm to study stimulus intensity effects upon the motor system in simple reaction time experiments. *Perception and Psychophysics*, 36(6), 545-558.
- von Holst, E. & Mittelstaedt, H. (1950). Das Reafferenzprinzip. *Naturwissenschaften*, 37, 464-476.
- Weineck, J. (1994). *Sportbiologie*. (4 Aufl.). Balingen: PERIMED-spitta.
- Wickens, C. D. (1980). The structure of attentional resources. In R. S. Nickerson (Ed.), *Attention and Performance VIII* (pp. 239-257). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Wilkening, F. (1981). Integrating velocity, time, and distance information: A developmental study. *Cognitive Psychology*, 13, 231-247.
- Wilkinson, R. T. & Allison, S. (1989). Age and simple reaction time: Decade differences for 5,325 subjects. *Journals of Gerontology*, 44(2), 29-35.
- Williams, J. M. & Lit, A. (1983). Luminance-dependent visual latency for the Hess effect, the Pulfrich effect, and simple reaction time. *Vision Research*, 23(2), 171-179.
- Windmann, S. & Durstewitz, D. (2000). Phänomenales Erleben: Ein fundamentales Problem für die Psychologie und die Neurowissenschaften. *Psychologische Rundschau*, 51, 75-82.
- Wing, A. M. & Kristofferson, A. B. (1973a). Response delays and the timing of discrete motor responses. *Perception & Psychophysics*, 14, 5-12.
- Wing, A. M. & Kristofferson, A. B. (1973b). The timing of interresponse intervals. *Perception & Psychophysics*, 13, 455-460.
- Wolpert, D. M., Ghahramani, Z. & Flanagan, J. R. (2001). Perspectives and problems in motor learning. *Trends in Cognitive Sciences*, 5, 487-494.
- Wolpert, D. M. & Kawato, M. (1998). Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks*, 11, 1317-1329.
- Wulf, G. & Schmidt, R. A. (1997). Variability of practice and implicit motor learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 23, 987-1006.