

# Entwicklung eines Verfahrens zur Optimierung eines wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus für ein taktilen Kommunikationssystem

**Dissertation**

zur

Erlangung des Doktorgrades (Dr. rer. nat.)

der

Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät

der

Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn

vorgelegt

von

Carsten Wilks

aus

Siegen

Lippstadt, im Juli 2006



# Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand im Rahmen meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Informatik, Abteilung 6 (Neuroinformatik), der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn.

Ausdrücklich möchte ich dem Leiter der Abteilung, Herrn Prof. Dr.-Ing. Eckmiller, für die Betreuung sowie für zahlreiche Anregungen danken. Ebenso danke ich Herrn Prof. Dr. rer. nat. Anlauf, der sich großzügig bereit erklärt hat, das Korreferat für diese Arbeit zu übernehmen.

Meinen Kollegen in der Arbeitsgruppe, insbesondere Dipl.-Phys. T. Schieder und Dr. N. Goerke, danke ich für zahlreiche Anregungen, konstruktive wissenschaftliche Diskussionen und eine gute Teamarbeit.

Für vielfältige Hinweise, hilfreiche Diskussionen und für das angenehme Arbeitsklima möchte ich mich bei meinen Kollegen Dipl.-Inform. D. Neumann, Dipl.-Phys. O. Baruth, Dipl.-Inform. R. Schatten, Nicola Kokisch, Beate Kuhl und Thomas Fili bedanken.

Die Arbeit wurde in Teilen gefördert vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) im Rahmen des Projektes LENI.

Schließlich danke ich meiner Familie und meinen Freunden für das Verständnis und die kontinuierliche Unterstützung bei der Erstellung der Arbeit.

Lippstadt, im Juli 2006



Angefertigt mit Genehmigung der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät der Rheinischen Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn.

Diese Dissertation ist auf dem Hochschulschriftenserver der ULB Bonn [http://hss.ulb.uni-bonn.de/diss\\_online](http://hss.ulb.uni-bonn.de/diss_online) elektronisch publiziert.

Erstgutachter: Prof. Dr.-Ing. Eckmiller

Zweitgutachter: Prof. Dr. rer. nat. Anlauf

Tag der Promotion: 25.01.2007

Erscheinungsjahr 2007



# Inhaltsverzeichnis

## Kapitel 1

<b>Einleitung</b> .....	1
1.1 Wahrnehmung .....	1

## Kapitel 2

<b>Grundlagen</b> .....	5
2.1 Wahrnehmungsbasierte Dialogsysteme .....	5
2.2 Psychophysische Beziehung .....	8
2.2.1 Direkte Skalierung und psychophysische Beziehung nach Stevens .....	8
2.2.2 Indirekte Skalierung und psychophysische Beziehung nach Fechner .....	10
2.3 Mechanorezeptoren der menschlichen Haut .....	11
2.4 Weiterleitung der Signale und Informationsverarbeitung im Zentralen Nervensystem (ZNS) .....	14
2.5 Taktiler Gedächtnis .....	15
2.6 Evolutionärer Algorithmus .....	17
2.7 Taktile Informationssysteme .....	20

## Kapitel 3

<b>Entwicklung eines Lernalgorithmus für wahrnehmungsbasiertes Lernen</b> .....	23
3.1 Optimierung des Lernalgorithmus für das taktile Kommunikationssystem .....	24
3.1.1 Konstante Randbedingungen .....	24
3.1.2 Obergrenze für die Versuchsdauer .....	24
3.1.3 Optimierungsstrategie und Ablauf .....	26
3.2 Ablauf der Optimierung des Lernverfahrens .....	27
3.2.1 Reproduktion von Versuchspersonen-Daten mittels der deterministischen Bewertungsroutine .....	27
3.2.2 Optimierung des Lernalgorithmus .....	28
3.3 Entwicklung eines „nicht-optimalen“ evolutionären Algorithmus .....	29
3.3.1 Fitness-proportionale Selektion .....	31
3.3.2 Mutation .....	32

## Kapitel 4

<b>Auf dem Wege zu einem taktilen intelligenten Informationssystem</b> .....	33
4.1 Taktiler intelligenter Informationssystem .....	34
4.1.1 Lernphase .....	35
4.1.2 Anwendungsphase .....	36

4.2	Taktile Stimulatoren . . . . .	37
4.2.1	Der Armstimulator . . . . .	37
4.2.2	Der 5-Finger-Stimulator . . . . .	39
4.2.3	Auswahl des eingesetzten Stimulators . . . . .	41
4.3	Rückmeldung der Versuchsperson . . . . .	41
4.3.1	Benutzerschnittstelle zum Vergleich von zwei taktilen Wahrnehmungen . . . . .	42
4.3.2	Benutzerdialog für einen Vergleich von N taktilen Wahrnehmungen . . . . .	43
4.4	Taktile Reizklassen . . . . .	44
4.4.1	Intuitiv zu deutende Reizklasse . . . . .	44
4.4.2	WDS Reizklasse . . . . .	45

## Kapitel 5

### Entwicklung einer deterministischen Bewertungsroutine . . . . .47

5.1	Musterkodierung der deterministischen Bewertungsroutine . . . . .	47
5.2	Taktile Zeitreihen . . . . .	49
5.2.1	Transformation des Koordinatensystems . . . . .	49
5.2.2	Geschwindigkeitsbetrag des Schwerpunktes . . . . .	49
5.2.3	Rhythmus des Musters . . . . .	51
5.2.4	Wahrnehmungsunterschiede aufgrund der Stimulationsreihenfolge der Finger . . . . .	52
5.2.5	Stimulationsfolge von der Fingerspitze zum Ballen . . . . .	53
5.2.6	Intensität einer taktilen Stimulation . . . . .	54
5.2.7	Länge der Stimulation . . . . .	54
5.2.8	Aktivität eines taktilen Musters . . . . .	54
5.3	Zeitreihenvergleich mittels Dynamic Time Warping . . . . .	55
5.4	Deterministische Bewertungsroutine . . . . .	57
5.4.1	Anzahl der Trainingsmuster . . . . .	57
5.4.2	Auswahl und Erzeugung der Trainingsmuster . . . . .	58
5.4.3	Bewertungsmaß für die Anpassung der Gewichtungsfaktoren an die Versuchspersonen . . . . .	59
5.4.4	Generalisierungsfähigkeit . . . . .	60

## Kapitel 6

### Ergebnisse der deterministischen Bewertungsroutine . . . . .63

6.1	Anpassung der deterministischen Bewertungsroutine an die Versuchsperson . . . . .	63
6.1.1	Verteilung der Trainingsmuster im Wahrnehmungsraum . . . . .	63
6.1.2	Reproduzierbarkeit eines Wahrnehmungsvergleiches . . . . .	65
6.1.3	Anpassung der deterministische Bewertungsroutine an die Versuchspersonen-Daten . . . . .	67
6.1.4	Klassifikation der Bewertungen nach taktilen Eigenschaften . . . . .	69
6.2	Generalisierungsfähigkeit der deterministischen Bewertungsroutine . . . . .	72
6.2.1	Bewertung der gefunden Muster im Wahrnehmungsraum . . . . .	75
6.2.2	Häufigkeit des Abrufs . . . . .	77
6.2.3	Schwerpunkt der Bewertung . . . . .	77
6.3	Zusammenfassung der Ergebnisse . . . . .	78



## **Kapitel 7**

<b>Ergebnisse der Optimierung des Lernalgorithmus</b> . . . . .	<b>81</b>
7.1 Bewertungsmaß für den Lernalgorithmus . . . . .	82
7.2 Optimierung der evolutionären Operatoren . . . . .	84
7.2.1 Selektions-Operatoren . . . . .	84
7.2.2 Mutations-Operatoren . . . . .	85
7.2.3 Rekombinations-Operatoren . . . . .	85
One-Point-Crossover (OPC) . . . . .	85
Taktile Eigenschafts-Rekombination (TER) . . . . .	86
7.2.4 Reihenfolge der Operatoren . . . . .	87
7.2.5 Lernalgorithmen mit Selektion und Mutation . . . . .	88
7.2.6 Lernalgorithmen mit Selektion, Rekombination und Mutation . . . . .	89
7.2.7 Optimierung des Rekombinations-Operators . . . . .	91
7.2.8 Analyse der Operatoren bei Lernalgorithmen mit Rekombination . . . . .	92
7.3 Lernen zufälliger taktile Muster . . . . .	94
7.4 Zusammenfassung der Ergebnisse . . . . .	97

## **Kapitel 8**

<b>WDS im Dialog mit einer Versuchsperson</b> . . . . .	<b>99</b>
8.1 Wahl der semantischen Objekte . . . . .	100
8.2 Selektion . . . . .	100
8.3 Mutations-Operatoren . . . . .	101
8.4 Rekombinations-Operator . . . . .	102
8.5 Versuchsdurchführung . . . . .	102

## **Kapitel 9**

<b>Zusammenfassung und Diskussion</b> . . . . .	<b>107</b>
9.1 Entwicklung der Schnittstellen zwischen Technik und Mensch . . . . .	108
9.2 Verfahren zur Optimierung eines wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus . . . . .	109
9.3 Optimierung des Lernalgorithmus . . . . .	111
9.4 Suche nach taktilen Wahrnehmungen durch wahrnehmungsbasierte Mustererzeugung . . . . .	112
9.5 Ausblick . . . . .	114
<b>Literaturverzeichnis</b> . . . . .	<b>115</b>



# Abkürzungsverzeichnis

BDB	Bewertungswert der deterministischen Bewertungsroutine
COP	Cross-Over-Point
DB	Deterministische Bewertungsroutine
EA	Evolutionärer Algorithmus
LENI	Lernfähige Enkoder für Neuroimplantate
LM	Lernmodul
M	Mutationsoperator bestehend aus nur Lösch- und Hinzufügeoperatoren
M+	Mutationsoperator mit zusätzlicher räumlicher und zeitlicher Skalierung
M+F	Mutationsoperator mit räumlicher und zeitlicher Skalierung mit fester Anwendungsfolge
M+Z	Mutationsoperator mit räumlicher und zeitlicher Skalierung mit zufälliger Anwendungsfolge
OPC	One Point Crossover
PC	Personal Computer
PDA	Personal Digital Assistant
RE	Retina Enkoder
RS	Rangbasierte Selektion
SUS	Stochastic Universal Sampling
TE	Taktiler Encoder
TER	Taktile Eigenschafts-Rekombination
TI <sup>2</sup>	Taktiler intelligentes Informationssystem
TS	Taktiler Stimulator
VM	Modell des visuellen Systems
VP	Versuchsperson
WDS	Wahrnehmungsbasiertes Dialogsystem
ZNS	Zentrales Nervensystem



# KAPITEL 1

## Einleitung

### 1.1 Wahrnehmung

Das Lexikon der Neurowissenschaft [1] definiert den Begriff Wahrnehmung wie folgt: *„Der Begriff der Wahrnehmung bezeichnet jenen Aspekt des psychischen Geschehens und Erlebens, der sich auf die Kopplung des Organismus an funktional relevante Aspekte der physikalischen Umwelt bezieht. Hierzu gehören nicht nur die haptische, visuelle, auditive, olfaktorische und gustatorische Sinneswahrnehmung (Exterorezeption), sondern auch die Wahrnehmung des Leibes und seiner Teile sowie ihrer relativen Lage zueinander und zur Umgebung (Enterorezeption, Propriozeption), die Wahrnehmung von Schmerzen, von Gesichtern und Körperbewegungen und der durch sie vermittelten affektiven Ausdrücke (Affekt, Körpersprache, Mimik) und Signale sowie die Wahrnehmung der Sprache und die Wahrnehmung der Zeit.“* Wie diese Definition zeigt, stellt die Wahrnehmung einen sehr komplexen Prozess dar, der durch viele unterschiedliche Aspekte beeinflusst wird. Im täglichen Leben jedoch ist die Wahrnehmung für uns Menschen ein selbstverständlicher Vorgang, der ohne unseres Zutun abläuft. Beim Aufwachen beispielsweise, nimmt man über die Ohren auditive, über die Augen visuelle und über die Nase olfaktorische Wahrnehmungen auf und erhält so Informationen über seine Umwelt. Die aufgenommenen Wahrnehmungen zu interpretieren lernt der Mensch jedoch erst im Laufe seiner Entwicklung. Dies geschieht im allgemeinen durch Festlegung von bestimmten Bedeutungen zu den Reizen, die innerhalb der Menschen einer Gesellschaft vereinbart sind. Wird z.B. einem Europäer die Zahl "3" visuell präsentiert, so hat dieser gelernt, dass der visuelle Reiz u.a. einer Mengenangabe entspricht. Was jedoch der einzelne Mensch beim Anblick der "3" wirklich wahrnimmt, wird in der Regel nicht ausgetauscht. Nur die Bedeutung, die mit der Wahrnehmung assoziiert wird, wurde festgelegt. Es besteht darüber hinaus keine Veranlassung zu vermuten, dass auch die einzelnen Wahrnehmungen der Personen gleich sind. Obwohl die menschliche Wahrnehmung ein alltägliches und sehr vertrautes Erlebnis darstellt, wird der Wahrnehmungsprozess bis heute noch nicht vollständig verstanden. Dabei ist die Ausgangssituation eigentlich vielversprechend. Denn die Ursache der Wahrnehmung sind reproduzierbare physikalische und chemische Reize, die durch unterschiedliche Rezeptoren des Menschen aufgenommen werden. Die eigentliche Wahrnehmung findet jedoch in dem zentralen Nervensystem des Menschen statt. Dieses ist der Forschung nur in einem sehr begrenzten Maße zugänglich. In der Vergangenheit wurde das zentrale Nervensystem bei Obduktionen untersucht. Heutzutage haben sich die Untersuchungsmöglichkeiten wesentlich verbessert. So können bei vorgegebenen Aufga-

bestellungen Aktivitäten des zentralen Nervensystems untersucht werden z. B. mit Hilfe einer Computer-Tomographie oder der Kernspinresonanz-Technik. Jedoch auch dieser Zugang reicht bei weitem nicht aus, um den Wahrnehmungsprozess hinreichend zu erklären. Die Problematik kann näherungsweise mit der Aufgabe verglichen werden, die Informationsverarbeitung eines Computers nur mit Hilfe des Einsatzes einer Hall-Sonde zu erklären. Aus dem fehlenden direkten Zugang zur Wahrnehmung und aus der Tatsache, dass die Wahrnehmung einen äußerst komplexen Prozess darstellt, erklärt sich die Schwierigkeit, den realen Wahrnehmungsprozess zu verstehen.

Man ist auch nicht in der Lage, Wahrnehmungen vorherzusagen, wie folgendes Beispiel verdeutlicht [2]. In einem Experiment werden Versuchspersonen zwei Grafiken hintereinander gezeigt. Die erste Grafik kann sich die Versuchsperson beliebig lange anschauen und einprägen. Anschließend wird ihr für eine kurze Zeit eine zweite Grafik gezeigt. Dann muss die Versuchsperson beschreiben, was sie auf der zuletzt gezeigten Grafik erkannt hat. Die für diesen Versuch verwendeten Grafiken sind in Abbildung 1-1 dargestellt.



**Abbildung 1-1:** Den Versuchspersonen wird entweder Grafik 1 oder Grafik 2 gezeigt. Anschließend sollen sie bei der dritten Grafik angeben, was sie auf dieser erkennen. Abhängig von der zuerst präsentierten Grafik, erkennen die Versuchspersonen entweder eine Maus oder einen Mann.

Der Versuch wurde für zwei unterschiedliche Gruppen von Versuchspersonen durchgeführt. Der Unterschied liegt in der präsentierten ersten Grafik. Die eine Gruppe nimmt zuerst Grafik 1 in Abbildung 1-1 wahr, die andere Gruppe Grafik 2. Anschließend wird beiden Gruppen die Grafik 3 präsentiert. Das Ergebnis des Experimentes zeigt, dass die Versuchspersonen, die zuerst Grafik 1 gesehen haben in Grafik 3 eine Maus erkennen, während die Versuchspersonen die zuerst Grafik 2 betrachteten, den Kopf eines Mannes erkennen. Obwohl der physikalische Reiz, definiert durch die dritte Grafik, bei allen Versuchspersonen gleich ist, unterscheidet sich die hervorgerufene Wahrnehmung. Dieses kleine Experiment zeigt die Komplexität des Wahrnehmungsprozesses, weil u.a. die Erfahrungen und das Vorwissen des einzelnen Menschen eine entscheidende Rolle spielen und dass Wahrnehmungen deshalb subjektiv und personenbezogen sind.

In dieser Arbeit werden Wahrnehmungen durch physikalische Reizungen der Haut hervorgerufen. Der dabei verwendete Ansatz besteht darin, dass die taktilen Reize nicht vorher festgelegt sind, sondern der Mensch soll die Möglichkeit haben, diese durch seine taktile Wahrnehmung zu modifizieren. Der Vorteil dieses Ansatzes liegt darin, dass die Reize an den Menschen und an die zu übertragende Information angepasst werden können. Dies kann mit vordefinierten Reizen nicht erreicht werden, da nicht vorherzusagen ist, welche Wahrnehmungen bei einem Menschen durch welche physikalischen taktilen Reize hervorrufen werden. Es ist sogar sehr wahrscheinlich, dass identische taktile Reize bei verschiedenen Menschen unterschiedliche Wahrnehmungen hervorrufen.

Für die Generierung der taktilen Reize wird deshalb ein Verfahren verwendet, bei dem der Mensch mit einem technischen Lernalgorithmus im Dialog steht. Die zentrale Fragestellung dieser Arbeit bezieht sich auf das Problem: Wie kann ein technischer Lernalgorithmus für die Aufgabe entwickelt werden, taktile Reize an die nicht vorhersagbare Wahrnehmung eines Menschen zu generieren?

Die Arbeit enthält im zweiten Kapitel ausgewählte Grundlagen, um dem Leser in das Thema einzuführen. Im dritten Kapitel soll die Idee der Optimierung des technischen Lernalgorithmus beschrieben werden. Dabei werden die speziellen Probleme bei der Optimierung wahrnehmungsbasierter Lernalgorithmen erläutert. Im anschließenden Kapitel folgt die Vorstellung des grundlegenden Ansatzes für das taktile intelligente Informationssystem und die Beschreibung der verwendeten Module, wie taktile Stimulator und Benutzerdialoge. Bevor im sechsten bis achten Kapitel die Ergebnisse vorgestellt werden, wird im fünften Kapitel eine deterministische Bewertungsroutine entwickelt, die eine wesentliche Voraussetzung ist für die Optimierung des Lernalgorithmus. Die Arbeit schließt mit einer Zusammenfassung und der Diskussion der Ergebnisse.



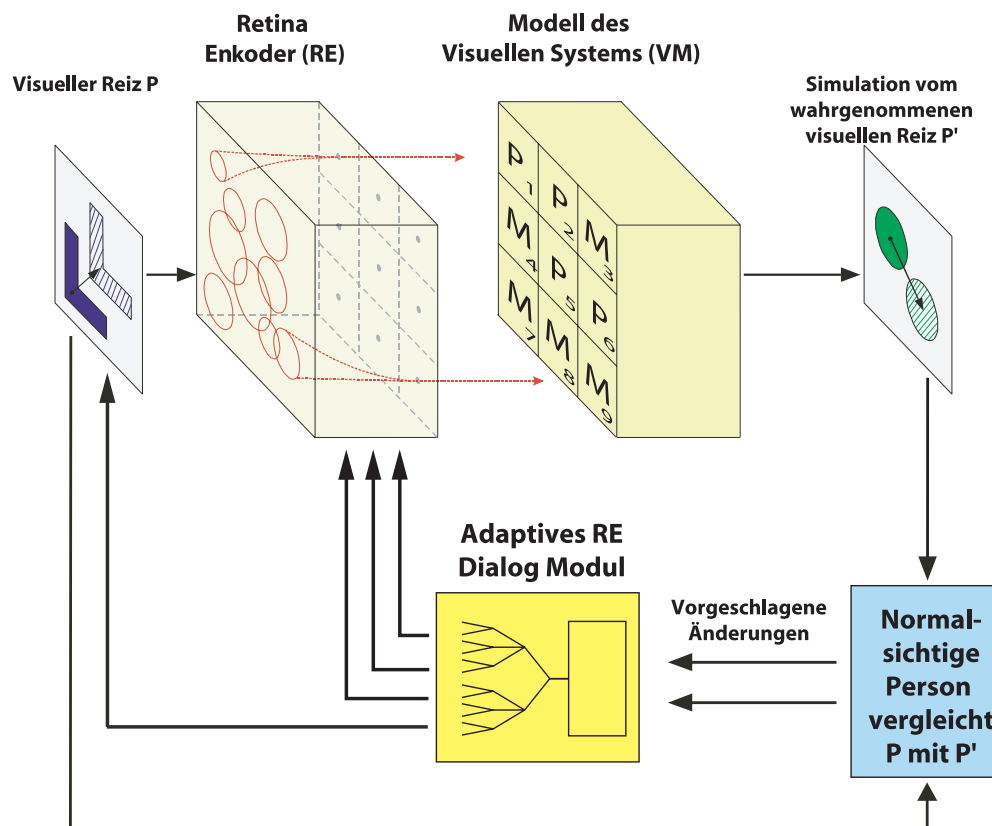


## KAPITEL 2

# Grundlagen

### 2.1 Wahrnehmungsbasierte Dialogsysteme

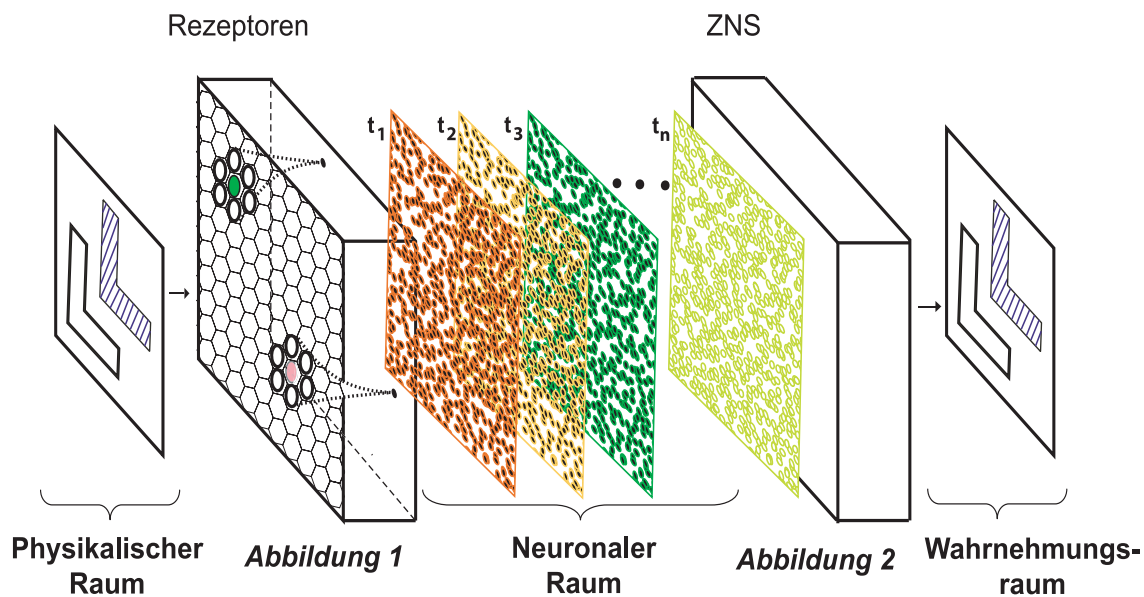
Für die Generierung von physikalischen Sinnesreizen wird ein Verfahren eingesetzt, bei dem der Mensch mit einem technischen System im Dialog steht. Ein solches Verfahren wurde 1999 [3] weltweit erstmals veröffentlicht und ist in Abbildung 2-1 dargestellt. Dabei werden die Parameter eines Retina-Enkoders wahrnehmungsbasiert eingestellt. Durch erbliche Augenerkrankungen, die unter dem Oberbegriff „Retinitis pigmentosa (RP)“ zusammengefasst werden, degenerieren Teile der Netzhaut (Retina). Es wurde ein Retina-Enkoder entwickelt, der die ausgefallene Informationsverarbeitung der Retina ersetzen soll. Dazu wird eine Stimulationseinheit ins Auge eines Menschen implantiert, um die intakten Nervenzellen der Retina zu stimulieren. Die Ansteuerung dieser Stimulationseinheit wird von dem Retina-Enkoder durchgeführt. Die Parameter des Retina-Enkoders werden durch ein wahrnehmungsbasiertes Einstellverfahren speziell an den Implantatträger angepasst. Für die Entwicklung des Einstellvorganges standen jedoch keine Implantatträger zur Verfügung. Deshalb wurde ein System entwickelt, welches das wahrnehmungsbasierte Einstellen der Parameter des Retina-Enkoders mit Hilfe von normalsichtigen Personen ermöglicht [4]. Ein Ablaufschema dieses Verfahrens ist in Abbildung 2-1 dargestellt. Der normalsichtigen Person werden beim Anpassungsprozess auf einem Monitor visuelle Reize  $P$  präsentiert, die auch durch das Retina Implantat aufgenommen und an ein Modell des visuellen Systems weitergeleitet werden. Das Modell erzeugt eine simulierte Wahrnehmung  $P'$  und stellt diese visuell für die normalsichtige Person dar. Die Aufgabe des wahrnehmungsbasierten Dialogsystems besteht nun darin, die Parametereinstellungen des Retina Enkoders so lange zu verändern, bis die beiden visuellen Reize  $P$  und  $P'$  identisch sind. Dazu muss die normalsichtige Person die Reize  $P$  und  $P'$  vergleichen und das Ergebnis an ein Dialog-Modul weitergeben. Das Dialog-Modul verändert anschließend mit Hilfe eines technischen Lernalgorithmus die Einstellungen des Retina Enkoders. Dieser Einstellungsvorgang wird iterativ wiederholt, bis die normalsichtige Person eine Übereinstimmung von  $P$  und  $P'$  feststellt.



**Abbildung 2-1:** Das wahrnehmungs-basierte Dialogsystem besteht aus einem Retina-Enkoder, einem adaptiven RE Dialog Modul und einem Modell des visuellen Systems. Eine normalsichtige Versuchsperson wählt einen visuellen Reiz P aus. Der Retina-Enkoder nimmt den Reiz auf und führt die Informationsverarbeitung der degenerierten Retina durch. Das Modell des visuellen Systems (VM) simuliert eine visuelle Wahrnehmung P' und gibt diese auf einem Monitor aus. Die Versuchsperson kann nun den visuellen Reiz P mit P' vergleichen und gibt eine Rückmeldung an das Dialog-Modul. Die Aufgabe des Dialogmoduls besteht darin, Parameter des Retina-Enkoders so einzustellen, dass nach mehrfacher Iteration die visuellen Reize P und P' identische Wahrnehmungen bei der Versuchsperson auslösen.

Dem oben beschriebenen System liegt ein stark vereinfachtes Modell der Informationsverarbeitung des Menschen zugrunde [5], das in Abbildung 2-2 dargestellt ist. Ein Reiz in der physikalischen Außenwelt wird durch die Photorezeptoren der Retina aufgenommen und in elektrische Signale gewandelt. Die Photorezeptoren sind räumlich auf der Retina verteilt und unterscheiden sich in ihren Eigenschaften. Auf die Verteilung und die spezifischen Eigenschaften soll an dieser Stelle nicht eingegangen werden. Die gewandelten Reize werden in der Retina weiter verarbeitet und über den Sehnerv an das visuelle System geleitet. Die Retina realisiert demnach eine Abbildung der physikalischen Reize in den neuronalen Raum des Sehnervs. Der Sehnerv enthält ca. 1 Million Nervenfasern. Die Informationen werden gleichzeitig auf den Nervenfasern übertragen. Auf jeder einzelnen Nervenfaser sind die Signale frequenzcodiert. Das visuelle System führt eine weitere komplexe Informationsverarbeitung mit den Signalen durch. Dabei werden die Signale selektiert, z.B. nach ihrer Orientierung im Raum oder auch nach der Bewegungsrichtung. Warum und wie jedoch letztendlich eine visuelle Wahrnehmung entsteht, ist noch nicht bekannt. Daher wird an dieser Stelle auch nicht weiter auf diese Informations-

verarbeitung eingegangen. Nach diesem Modell existiert eine zweite Abbildungsfunktion: vom neuronalen Raum des Sehnervs zu dem Wahrnehmungsraum des Menschen.



**Abbildung 2-2:** Das stark vereinfachte Modell der Informationsverarbeitung zeigt den Weg des physikalischen Reizes bis zur Wahrnehmung beim Menschen. Vom physikalischen Raum werden die Reize in einen neuronalen Raum abgebildet. Dabei nehmen die Rezeptoren die Reize auf und setzen sie in neuronale Signale um. Aus dem neuronalen Raum werden die Signale durch die Informationsverarbeitung des zentralen Nervensystems (ZNS) weiter in den Wahrnehmungsraum des Menschen abgebildet. Als Grundlage dient die Annahme, dass die physikalischen Reize im wesentlichen durch diese zwei Abbildungen in den Wahrnehmungsraum des Menschen gelangen.

In dem visuellen wahrnehmungsbasierten Dialogsystem werden die visuellen Reize vom Retina-Encoder aufgenommen und über die Ganglienzellen an den Sehnerv weitergeleitet. Die Aufgabe des wahrnehmungsbasierten Dialogsystems (WDS) besteht nun darin, den Retina-Encoder so einzustellen, dass eine erwartete visuelle Wahrnehmung hervorgerufen wird.

In dieser Arbeit wird das WDS nicht für die visuelle Wahrnehmung eingesetzt, sondern für die taktile, wobei einige Parallelen existieren. Auch im taktilen Fall werden die Reize über Rezeptoren, die räumlich über die Haut verteilt sind, aufgenommen. Auch hier existieren unterschiedliche Rezeptorklassen, die sich in ihren Eigenschaften unterscheiden. Nach der Reizwandlung durch die taktilen Rezeptoren werden die Reize über Nervenfasern zur weiteren Verarbeitung an das somatosensorische System geleitet. Es existieren auch hier zwei Abbildungsfunktionen, eine von den Rezeptoren in den neuronalen Raum und eine von der neuronalen Darstellung der Reize in den Wahrnehmungsraum. Beim taktilen WDS liegt nicht das Problem der Implantation der Stimulationseinheit vor, da sich die Rezeptoren der Haut direkt stimulieren lassen. So kann ein WDS prinzipiell an jeder Person erprobt werden.

Die erste Abbildung der Reize vom physikalischen Raum in den neuronalen Raum wird von den Rezeptoren in der Haut durchgeführt. Die Funktionalität der Rezeptoren ist Gegenstand vieler Forschungsgruppen. Darüber liegen detaillierte Untersuchungsergebnisse vor [6][7][8][9]. Die zweite Abbildung der neuronalen Darstellung in den Wahrnehmungsraum ist jedoch in der Gesamtheit nicht bekannt. Dies liegt neben dem nicht vorhandenen Zugang zum Wahrnehmungsraum des Menschen und der Komplexität des Wahrnehmungsprozesses auch daran, dass die neuronale Plastizität eine wesentliche

Eigenschaft des Zentralen Nervensystems (ZNS) ist. Dies bedeutet, dass die neuronalen Verbindungen im ZNS nicht starr sind, sondern durch bestimmte Funktionen veränderbar, z.B. durch einen Lernprozess. Aus dieser Überlegung heraus sind Sensory-Substitution-Systeme entwickelt worden [10][11][12], bei denen das ZNS die Bedeutung der Reize neu lernt. Es ist also zu erwarten, dass die Abbildung von der neuronalen Darstellung der Reize zum Wahrnehmungsraum nicht statisch ist, sondern sich mit der Zeit ändern kann. Denkt man in diese Richtung weiter, so ist es sogar vorstellbar, dass sensorische Signale, die für einen speziellen Sinneskanal bestimmt sind, mit Hilfe eines wahrnehmungsbasierten Lernverfahren übersetzt werden und anschließend einem anderen Sinneskanal zugeführt werden können [13]. Auf diese Weise können Informationen, die im täglichen Leben über einen etablierten Sinneskanal übertragen werden, durch einen anderen Sinneskanal aufgenommen werden. Durch diese Verlagerung könnte die Informationsaufnahme eines Sinneskanals reduziert werden, falls er mit der Informationsaufnahme überlastet ist. Solche Systeme finden ihren Einsatz z.B. im Cockpit von Flugzeugen [14]. Dort werden visuelle Informationen zusätzlich noch über den taktilen Sinneskanal des Menschen übertragen. Die spannende Frage dieser Anwendung ist, auf welche Weise die Reize für den neuen Sinneskanal übersetzt werden. Hierfür eignet sich ein wahrnehmungsbasiertes Dialogsystem.

Ein weiteres Anwendungsbeispiel für ein wahrnehmungsbasiertes Dialogsystem besteht in der Generierung von Phantombildern [15]. Hierbei müssen die Probanden nicht spezifizieren, warum sie eine Ähnlichkeit zu dem gesuchten Bild erkennen, sondern welches präsentierte Bild ihrer Vorstellung am nächsten kommt. Dadurch können sich die Personen ausschließlich auf ihre Wahrnehmung konzentrieren.

In dieser Arbeit soll eine Informationsübertragung mittels taktiler Reize entwickelt werden. Eine Bedingung dafür besteht darin, dass die taktilen Reize wiedererkannt werden müssen. Der Mensch kann diese jedoch nur erkennen, wenn er sie sich vorher gemerkt hat. Daher setzt die Wiedererkennung von taktilen Reizen eine taktile Gedächtnisleistung voraus.

In den folgenden Abschnitten werden die erforderlichen Grundlagen für das taktile WDS kurz erläutert. Diese beginnen mit zwei in der Sinnesphysiologie etablierten Methoden zum Vergleich von Wahrnehmungen. Weiter werden die Mechanorezeptoren der menschlichen Haut und Untersuchungen zum taktilen Gedächtnis vorgestellt. Aus diesen Informationen werden später Eigenschaften abgeleitet, die bei der Optimierung des technischen Lernalgorithmus erforderlich sind. Bevor das Kapitel mit einer kurzen Übersicht über vorhandene taktile Informationssysteme schließt, wird der eingesetzte technische Lernalgorithmus eingeführt.

## **2.2 Psychophysische Beziehung**

In der Sinnesphysiologie haben sich zwei Verfahren zur Bewertung von Reizen hinsichtlich der ausgelösten Wahrnehmung etabliert, die nachfolgend erklärt werden. Die Zuordnung von einem Reiz zu einer Wahrnehmung wird durch die sogenannte psychophysische Beziehung angegeben.

### **2.2.1 Direkte Skalierung und psychophysische Beziehung nach Stevens**

Die Versuchsperson beurteilt die Stärke ihrer Empfindung durch einen entsprechenden Druck mit einem Handdynamometer. Die dabei entstehende Kraft wird gemessen und als Bewertungskriterium genommen. Dabei soll die Versuchsperson eine absolute Aussage

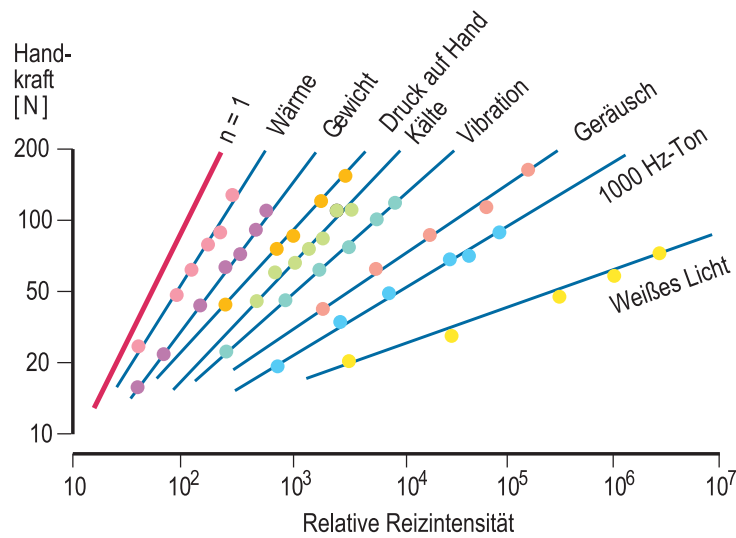
über die Sinneswahrnehmung machen, also Werte angeben, die direkt miteinander zu vergleichen sind und mit denen man Rechenoperationen, wie Addition und Multiplikation, ausführen kann. Stevens benutzt die direkte Skalierung, um eine Funktion zu entwickeln, die einen Zusammenhang zwischen der Empfindungsstärke und der Reizintensität darstellt.

**Psychophysische Beziehung nach Stevens**

Die Messungen von Stevens ergeben eine proportionale Zuordnung von Reizintensität und Wahrnehmung, weil die Versuchsperson bei einem Vergleich von zwei Reizen die Empfindungsstärken proportional zueinander bewertet. Durch dieses Vorgehen wird eine Rationalskala aufgebaut. Stevens beschreibt die Beziehung zwischen Empfindungsstärke und Reizintensität durch folgende Funktion [16]:

$$\psi = k \cdot (\varphi - \varphi_0)^n$$

- $\varphi$  Reizintensität
- $\varphi_0$  Reizintensität an der Absolutschwelle
- $\psi$  Empfindungsstärke
- $k$  Konstante
- $n$  Konstante, abhängig von Sinnesmodalität und Reizbedingung



**Abbildung 2-3:** Darstellung der Stevenschen Skala für verschiedene Sinnesmodalitäten [17]. Die Versuchspersonen müssen unterschiedliche Reize einer Sinnesmodalität, wie z.B. Vibration, durch Zusammendrücken eines Handdynamometer miteinander vergleichen. Die Kraft, die beim Zusammendrücken ausgeübt wurde, ist auf der Y-Achse in N angegeben. Zum Vergleich ist außerdem die Funktion für den Exponenten n=1 eingetragen.

## 2.2.2 Indirekte Skalierung und psychophysische Beziehung nach Fechner

Die Versuchsperson beurteilt zwei Reize, indem sie angibt, ob zwei Sinneswahrnehmungen unterschieden werden können. E. H. Weber hat nachgewiesen, dass zwei schwere Gewichte sich um einen größeren Betrag unterscheiden müssen als zwei leichtere Gewichte. Er formulierte das Weber Gesetz:

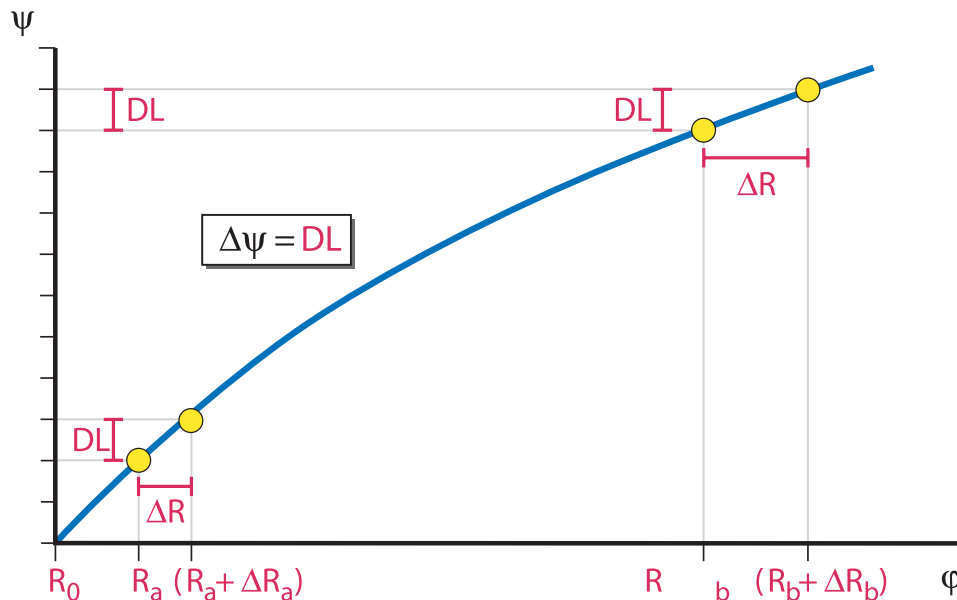
$$\frac{\Delta\varphi}{\varphi} = c$$

$\varphi$	Ausgangsreizgröße
$\Delta\varphi$	Benötigter Reizzuwachs, um unterscheidbare Wahrnehmungen auszulösen
$c$	Weber-Konstante

Der Quotient aus dem benötigten Reizzuwachs  $\Delta\varphi$  zur Ausgangsreizgröße  $\varphi$  ist gleich der Weber-Konstanten  $c$ . Darauf aufbauend hat Fechner eine psychophysische Beziehung eingeführt.

### Psychophysische Beziehung nach Fechner

Fechner definiert die Skala der Empfindungsstärke  $\psi$  mit dem Weber-Gesetz durch Unterschiedsschwellen. Die Reizintensität bezeichnet Fechner mit  $R$  und die Intensität bei der Wahrnehmungsschwelle mit  $R_0$ , siehe Abbildung 2-4. Der nächste Skalenwert der Empfindungsstärke ist genau *eine* Unterschiedsschwelle (DL) größer. Dies setzt sich im weiteren Verlauf so fort. Der für eine Unterscheidung benötigte Intensitätszuwachs des Reizes wird mit  $\Delta R$  bezeichnet. Fechner nimmt an, dass der Empfindungsunterschied  $\Delta\psi$  von einer Unterschiedsschwelle zur nächsten immer gleich bleibt. Diese Annahme stimmt jedoch nicht, wodurch die Skala von Fechner als Unterscheidbarkeits-Skala (Ordinalskala) und nicht als eine Empfindungsstärken-Skala (Rationalskala) zu bezeichnen ist.



**Abbildung 2-4:** Skala der Empfindungsstärke nach Fechner [17]. Die Versuchspersonen müssen beurteilen, ob sie einen Unterschied in ihrer Wahrnehmung bei einer Zunahme der Reizintensität wahrnehmen.  $R_0$  stellt die Wahrnehmungsschwelle und  $\Delta R$  die Reizzunahme dar. Ausgehend von einer Reizstärke  $R_a$  wird ein Reizzuwachs von  $\Delta R$  gebraucht, um einen Unterschied in der Wahrnehmung zu erhalten.  $\Delta\psi$  ist dabei der Empfindungsunterschied, der nach Fechner für jede neue unterscheidbare Wahrnehmung gleich sein soll.

Die indirekte Skalierung fällt der Versuchsperson in der Regel leichter, weil sie nur einen Unterschied feststellt und nicht, wie bei der direkten Skalierung, auch noch ein Qualitätsmaß angeben muss. Um ein letzteres angeben zu können, muss der Versuchsperson klar sein, nach welchen Eigenschaften sie ihre Wahrnehmungen klassifizieren soll. Dies ist bei nicht vertrauten Wahrnehmungen eine sehr schwierige Aufgabe.

In Abhängigkeit der verwendeten Bewertungsmethode erhält man als Bewertungsskala folgende Skalenarten mit den dazugehörigen Operationen [18]:

Skala	Operationen	Transformationen	Statistik
<b>Ordinal</b>	Rangordnung	Manipulation, welche Rangordnung erhalten	Median, Rangkorrelation
<b>Rational</b>	Verhältnisse, Division, Vielfaches	Multiplikation von Konstanten	Geometrisches Mittel

**Tabelle 2-1:** Die Tabelle zeigt eine Übersicht verschiedener Eigenschaften für eine Ordinal- und Rationalskala. Dargestellt sind die erlaubten Operationen, Transformationen und welche statistische Auswertung auf die Skalenarten angewendet werden können. Auf einer Ordinal-Skala dürfen nur Operationen zum Einsatz kommen, die die Rangordnung nicht verändern. Mögliche Statistiken sind Rangkorrelationen und der Medianwert. Bei einer Rationalskala können einfache Rechenoperationen durchgeführt werden, wie die Division, ein Vielfaches oder Verhältnisse. Die Skala kann durch eine Multiplikation mit einer Konstanten umskaliert werden. Als Statistik dient das geometrische Mittel.

### 2.3 Mechanorezeptoren der menschlichen Haut

In der Tabelle 2-2 ist eine Übersicht über die Rezeptoren der menschlichen Haut gegeben:

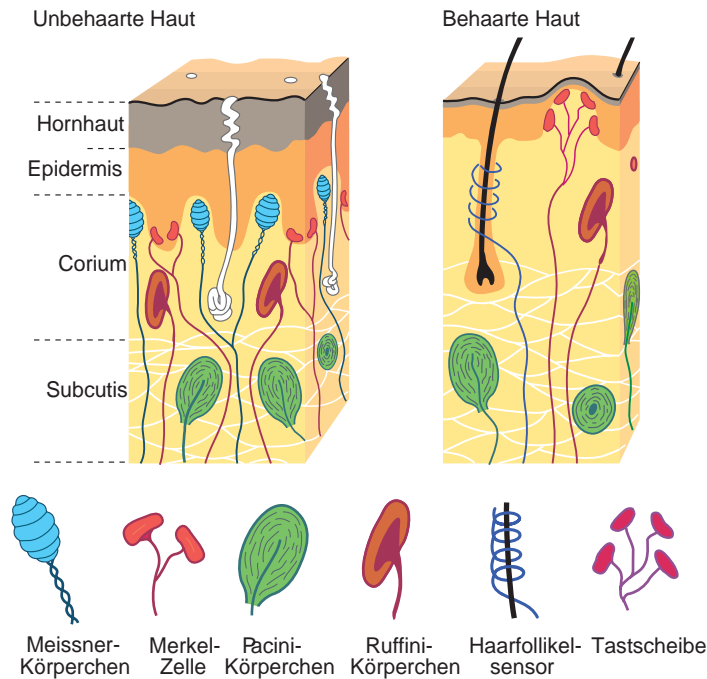
Mechanorezeptoren	Thermorezeptoren	Schmerzrezeptoren
- Freie Nervenendigungen - Merkel-Zellen - Meissner Tastkörperchen - Vater-Pacini Körperchen	- Freie Nervenendigungen	- Freie Nervenendigungen

**Tabelle 2-2:** Übersicht über die Rezeptoren der menschlichen Haut

In der menschlichen Haut können drei Klassen von Rezeptoren unterschieden werden: Mechanorezeptoren, Thermorezeptoren und Schmerzrezeptoren. Da die Informationsübertragung schmerzlos stattfinden soll, werden die Schmerzrezeptoren nicht angesprochen. Ebenso erwiesen sich die Thermorezeptoren als nicht geeignet, da ihr zeitliches Auflösungsvermögen zu gering ist. Es bleiben für eine Informationsübertragung über die Haut nur noch die Mechanorezeptoren übrig. Abbildung 2-5 zeigt einen schematischen Aufbau der menschlichen Haut mit den 3 Schichten:

- Epidermis
- Corium
- und Subcutis

Die Hornhaut bildet die Schnittstelle zur Umwelt und ist Teil der Epidermis.



**Abbildung 2-5:** Gegenüberstellung der vorhandenen Mechanorezeptoren in der menschlichen unbehaarten und behaarten Haut [17]. In der unbehaarten Haut findet man Meissner-Körperchen, Merkel-Zellen, Ruffini- und Pacini-Körperchen. In der behaarten Haut befinden sich hingegen neben den Ruffini- und Pacini-Körperchen noch Haarfollikel-Sensoren und Tastscheiben.

Die Mechanorezeptoren der Haut unterteilt man in zwei Klassen: die langsam adaptierenden (slowly adapting, SA) und die schnell adaptierenden (rapid adapting, RA) Mechanorezeptoren. In der unbehaarten Haut findet man Meissner-Körperchen, Merkel-Zellen, Pacini-Körperchen und Ruffini-Körperchen. In der behaarten Haut kommen noch Haarfollikel-Sensoren und Tastscheiben hinzu, aber es sind dort keine Merkel-Zellen und keine Meissner-Körperchen zu finden. Tabelle 2-3 stellt Eigenschaften der Mechanorezeptoren in der unbehaarten Haut in einer Übersicht zusammen [9][19][20][21].

Eigenschaften	Meissner-Körperchen	Pacini-Körperchen	Merkel-Zellen	Ruffini-Körperchen
Adaption	<i>schnell</i>	<i>schnell</i>	<i>langsam</i>	<i>langsam</i>
Rezeptive Feldgröße	13 mm <sup>2</sup>	101 mm <sup>2</sup>	11 mm <sup>2</sup>	59 mm <sup>2</sup>
Räumliches Auflösungsvermögen	3-5 mm	20 mm	0,5 mm	10 mm
Häufigkeit	43%	13%	25%	19%
Frequenzbereich	10-200 Hz	70-1000 Hz	0,4 - 100 Hz	0,4 - 100 Hz
Minimale Wahrnehmungsschwelle	40 Hz	200-250 Hz	50 Hz	50 Hz
Temperaturabhängigkeit	nein	ja	ja	ja, f > 100 Hz

**Tabelle 2-3:** Dargestellt sind die rezeptive Feldgröße, das räumliche Auflösungsvermögen, die Häufigkeit des Vorkommens in der Haut und der Frequenzbereich der Rezeptoren sowohl für die schnellen als auch für die langsam adaptierenden Rezeptoren. Zusätzlich sind die minimalen Wahrnehmungsschwellen eingetragen und ob eine Temperaturabhängigkeit vorhanden ist.



Die rezeptiven Feldgrößen der Rezeptoren unterscheiden sich wesentlich. Das kleinste rezeptive Feld hat die Merkel-Zelle mit  $11 \text{ mm}^2$ , gefolgt von den Meissner-Körperchen mit  $13 \text{ mm}^2$ . Wesentlich größer sind die rezeptiven Felder der Ruffini-Körperchen mit  $59 \text{ mm}^2$  und die der Pacini-Körperchen mit  $101 \text{ mm}^2$ . Die Merkel-Zellen besitzen auch mit  $0,5 \text{ mm}$  das beste räumliche Auflösungsvermögen, gefolgt von den Meissner-Körperchen mit  $3-5 \text{ mm}$ , den Ruffini-Körperchen mit  $10 \text{ mm}$  und den Pacini-Körperchen mit  $20 \text{ mm}$ . Am häufigsten sind die Meissner-Körperchen (43%) in der unbehaarten Haut vorhanden, an zweiter Stelle liegen die Merkel-Zellen (25%), an dritter die Ruffini-Körperchen (19%). Die Pacini-Körperchen (13%) kommen am seltensten vor. Die Rezeptoren unterscheiden sich auch in ihrem Frequenzbereich. So sind die Merkel-Zellen und die Ruffini-Körperchen nur in einem Bereich von  $0,4 \text{ Hz}$  bis  $100 \text{ Hz}$  empfindlich und die Meissner-Körperchen in einem Bereich von  $10 \text{ Hz}$  bis  $200 \text{ Hz}$ . Den größten Frequenzbereich haben jedoch die Pacini-Körperchen von  $70 \text{ Hz}$  bis  $1000 \text{ Hz}$ . Die Wahrnehmungsschwelle ist im Frequenzbereich eines Rezeptors nicht konstant, sondern hängt von der Frequenz ab. Die minimale Wahrnehmungsschwelle liegt bei den Merkel-Zellen und Ruffini-Körperchen bei  $50 \text{ Hz}$ , bei den Meissner-Körperchen bei  $40 \text{ Hz}$  und bei den Pacini-Körperchen bei ca.  $200-250 \text{ Hz}$ .

Bestimmte Eigenschaften eines taktilen Reizes können den Rezeptoren aus Tabelle 2-3 zugeordnet werden. Dazu wird die Haut geeignet stimuliert und dabei werden die erzeugten Aktionspotentiale gemessen. Dies wird in Abbildung 2-6 verdeutlicht. Die Haut wird in diesem Beispiel mit Hilfe eines Stempels lokal deformiert und auf dem deformierten Niveau gehalten. Vor der Deformation ist die Hautauslenkung konstant. Während der Deformationsphase wird die Haut mit konstanter Geschwindigkeit ausgelenkt. Am Ende der Deformation erreicht die Hautauslenkung wieder ein konstantes Niveau. Zum Zeitpunkt der Geschwindigkeitsänderung liegt eine beschleunigte Hautauslenkung vor. Aus der Abbildung 2-6 ist zu erkennen, dass die Mechanorezeptoren unterschiedliche Eigenschaften des Reizes kodieren.

- Kodierung der Reizamplitude

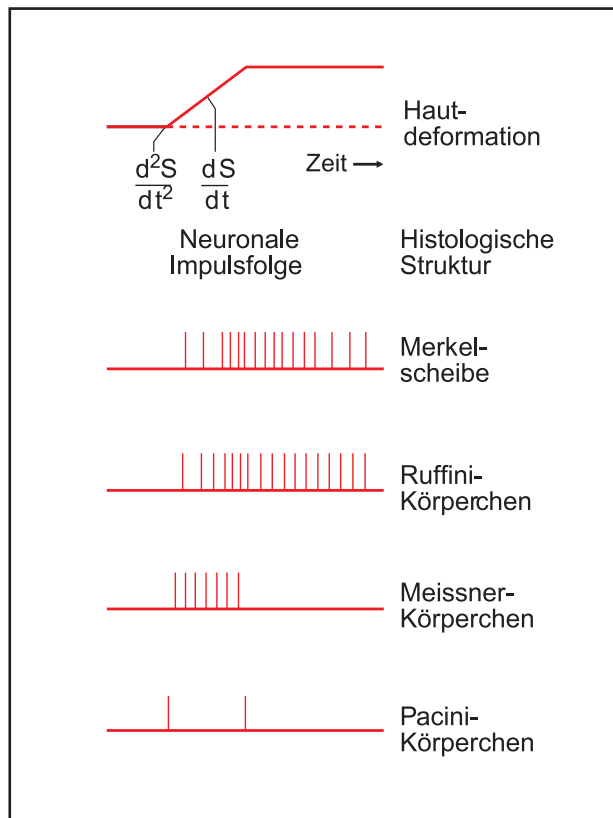
Die Merkscheiben und die Ruffini-Körperchen reagieren auf die Reizamplitude in der Weise, dass mit zunehmender Auslenkung der Haut die Frequenz der Entladungsmuster steigt. Jedoch nimmt die Frequenz der Entladungsmuster wieder ab, sobald der Reiz eine statische Position einnimmt. Dies ist ein typisches Verhalten für langsam adaptierende Rezeptoren.

- Kodierung der Reizgeschwindigkeit

Die Kodierung der Reizgeschwindigkeit wird von den Meissner-Körperchen übernommen. Dies ist in Abbildung 2-6 deutlich zu erkennen. Es treten nur Entladungsmuster bei den Meissner-Körperchen auf, wenn die Hautauslenkung einen Geschwindigkeitsbetrag hat. Die Meissner-Körperchen zählen zu den schnell adaptierenden Rezeptoren. Bei unbewegten Dauerreizen adaptieren sie innerhalb von ca.  $50-500 \text{ ms}$ .

- Kodierung der Reizbeschleunigung

Die Aufgabe der Detektion von Reizbeschleunigungen übernehmen die Pacini-Körperchen, weil diese nur aktiv werden, wenn die Hautauslenkung einen Beschleunigungsanteil besitzt. Da bei Vibrationsreizen der Beschleunigungsanteil besonders groß ist, verglichen mit konstanten oder einfachen Hautauslenkungen, werden die Pacini-Körperchen auch als Vibrationssensoren bezeichnet.



**Abbildung 2-6:** Reiz-Antwortverhalten der unterschiedlichen Mechanorezeptoren [17]. Als Reiz wird ein Stempel mit konstanter Geschwindigkeit für eine bestimmte Zeit bewegt und kommt anschließend wieder zur Ruhe. Beim Übergang vom ruhenden Stempel zum bewegten und vom bewegten zum ruhenden liegen beschleunigte Stempeländerung vor. Dazwischen wird der Stempel mit einer gleichmäßigen Geschwindigkeit ausgelenkt, so dass zu diesem Zeitpunkt nur eine Bewegung und keine Beschleunigung vorliegt. Es können Zusammenhänge von den Eigenschaften des Reizes (beschleunigter Reiz, bewegter Reiz, ruhender Reiz) zu den Impulsfolgen der Rezeptoren hergestellt werden. Die Merckelscheiben und Ruffini-Körperchen reagieren auf die Reizamplitude, die Meissner-Körperchen auf die Reizgeschwindigkeit und die Pacini-Körperchen auf die Reizbeschleunigung.

## 2.4 Weiterleitung der Signale und Informationsverarbeitung im Zentralen Nervensystem (ZNS)

Die Mechanorezeptoren der Haut wandeln die Reizinformationen in neuronale Impulsfolgen um [7][8], die anschließend über drei Schaltstellen zur Großhirnrinde geleitet und im somatosensorischen Kortex weiterverarbeitet werden. Der somatosensorische Kortex besteht aus zwei Arealen S1 und S2. Im S1 Areal findet man eine Somatotopie vor, d.h. die gesamte Körperoberfläche eines Menschen ist auf dieses Areal projiziert. So konnte gezeigt werden, dass Stimulationen von bestimmten Regionen im somatosensorischen Kortex eine taktile Wahrnehmung der zugeordneten Körperoberfläche auslösen, obwohl die dazu gehörenden Mechanorezeptoren keine Aktivität zeigen [6]. Die einzelnen Körperregionen werden unterschiedlich groß auf den somatosensorischen Kortex abgebildet. Besonders die Finger und die Lippen sind flächenmäßig überproportional vertreten. Betrachtet man nun das Areal S1 genauer, so stellt man eine Kolumnenbildung fest. Jede Kolumne ist in sechs Schichten aufgeteilt, zwischen denen eine Informationsverarbeitung stattfindet. Diese beinhaltet auch Rückkopplungen. Aufgrund der nicht-linearen und ana-

logischen Eigenschaften der Informationsverarbeitung eines Neurons können auf diese Weise analoge, nichtlineare Regelkreise realisiert werden. Im somatosensorischen Kortex sind zwei Arten von Neuronen zu unterscheiden: einfache und komplexe. Bei den einfachen Neuronen konnte ein direkter Zusammenhang zwischen deren Aktivität und den Impulsmustern der peripheren Sensortypen hergestellt werden. Bei den komplexen Neuronen wurde kein direkter Zusammenhang festgestellt. Die Aktivität dieser Neuronen ist an Reizeigenschaften gekoppelt, die eine höhere Informationsverarbeitung benötigen, z.B. einen bewegten Reiz in eine bestimmte Richtung [17]. Während die einfachen Neurone nur im Areal S1 vorkommen, befinden sich die komplexen in den Arealen S1 und S2. Areal S2 bekommt die Informationen aus Areal S1 zur Weiterverarbeitung. Durch beide Neuronenarten findet eine Extraktion nach den Eigenschaften eines Reizes statt, z.B. nach der Geschwindigkeit oder der Bewegungsrichtung [22][23]. Die Neuronen aus den Kolumnen geben ihre Informationen an andere Kortexareale der Großhirnrinde weiter. Die neuronale Informationsverarbeitung im Areal S1 ist eine notwendige Voraussetzung für die bewusste Wahrnehmung von räumlich-zeitlichen Reizen auf der Hautoberfläche.

Die Großhirnrinde kann in zwei funktionelle Bereiche aufgeteilt werden: in primäre Ursprungs- und Endigungsgebiete und sekundäre Assoziationsgebiete. Unter den primären Ursprungsgebieten werden die Bereiche der Großhirnrinde verstanden, die direkte motorische Efferenzen besitzen. Bereiche mit primären Projektionen von sensorischen Systemen werden als primäre Endigungsgebiete bezeichnet.

Die Assoziationskortex sind z.B. für folgende Aufgaben zuständig: Sprache, Planung von Aufgaben, Gedächtnis, Aufmerksamkeit und Integration der Informationen aus den Endigungsgebieten. Der präfrontale Assoziationskortex, der limbische und der parietal-temporal-occipitale Assoziationskortex gehören zu den Assoziationsarealen.

Die jeweiligen Abbildungen und die Zusammenhänge zu anderen Systemen wurden von vielen Forschungsgruppen untersucht [24][25][26][27][28]. Obwohl es Fortschritte bei der Erforschung der einzelnen Systeme gibt, ist es bisher nicht möglich ein Modell anzugeben, das Wahrnehmungen personenspezifisch vorhersagt.

## 2.5 Taktiler Gedächtnis

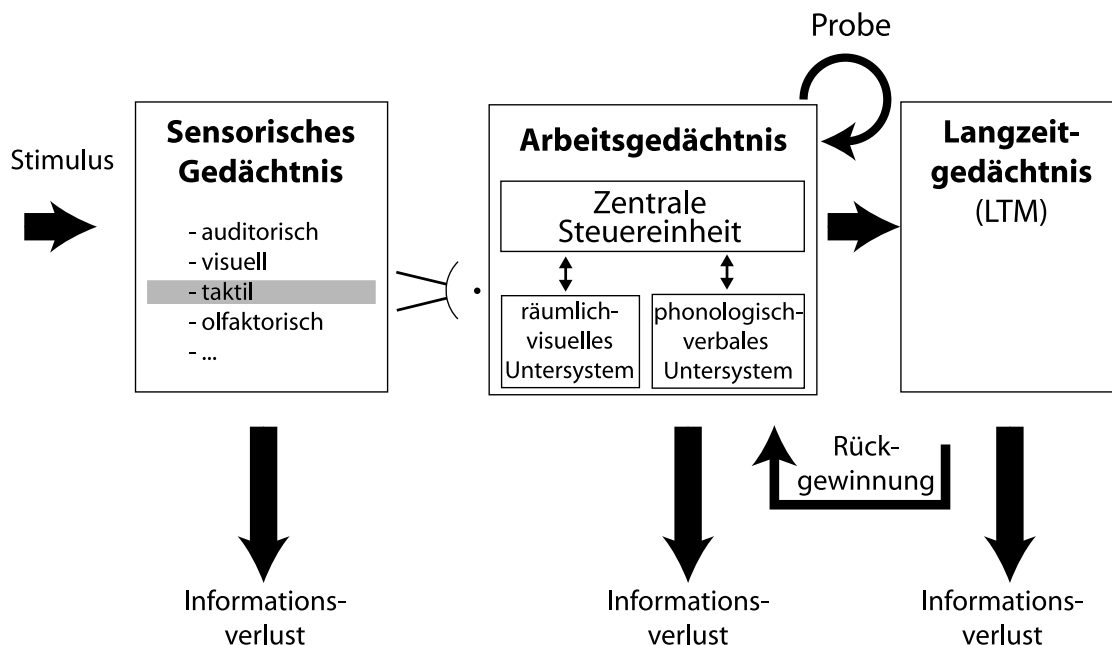
Die Aufgabe einer Versuchsperson bei dem taktilen WDS besteht darin, zwei taktile Wahrnehmungen miteinander zu vergleichen. Die Wahrnehmungen werden durch Reize ausgelöst, die durch unterschiedliche Stimulationsparameter definiert sind. Ein taktiler Reiz dauert ca. 1 Sekunde. Die Versuchsperson nimmt die taktilen Stimulationen nacheinander wahr und soll diese anschließend bewerten. Dazu wird in diesem Abschnitt der Frage nachgegangen, wie sich die Versuchsperson eine taktile Wahrnehmung merkt.

Das erste kognitions-psychologische Gedächtnis-Modell, von Atkinson und Shiffrin 1968 formuliert, besteht aus drei getrennten Bereichen:

- dem sensorischen Gedächtnis (Eingangsspeicher),
- dem Kurzzeitgedächtnis (Kurzzeitspeicher)
- und dem Langzeitgedächtnis (Langzeitspeicher).

Die Verweilzeit der Informationen in den erwähnten Gedächtnisformen ist unterschiedlich. Bei dem sensorischen Gedächtnis beträgt die Speicherzeit nur einige Millisekunden, im Kurzzeitgedächtnis schon einige Sekunden bis Minuten und im Langzeitgedächtnis bis zu Jahren. Die Zeit für den Spurenerfall hängt auch von der Art und Komplexität der

Information ab. Die Kapazität der drei Gedächtnisformen schwankt stark. Während das sensorische Gedächtnis nur eine sehr begrenzte Kapazität hat, besitzt das Langzeitgedächtnis eine wesentlich größere. In neueren Arbeiten wird dem Kurzzeitgedächtnis jedoch nicht nur eine Speicherfunktion zugeteilt, sondern zusätzlich eine Fähigkeit zur Verarbeitung der Signale. Dafür wird von Miller, Galanter und Pribram der Begriff des Arbeitsgedächtnisses eingeführt [29], von Baddeley und Hitch aufgenommen und erweitert [30], wie aus Abbildung 2-7 zu entnehmen ist. Ein physikalischer Stimulus wird von den Rezeptoren aufgenommen und in eine neuronale Darstellung kodiert. Anschließend gelangen die neuronalen Informationen ins sensorische Gedächtnis. Eine Aufmerksamkeitssteuerung im Arbeitsgedächtnis wählt die Sinnesmodalität aus, von welcher die Informationen ins Arbeitsgedächtnis übernommen werden soll. Nach dem Modell in Abbildung 2-7 wird das Arbeitsgedächtnis in zwei Subsysteme und in eine zentrale Steuereinheit unterteilt. Das artikulatorische Subsystem kodiert und speichert die Informationen phonologisch-verbal, während das visuell-räumliche Subsystem räumliche Beziehungen, die z.B. in Bildern zu finden sind, zur Kodierung heranzieht.



**Abbildung 2-7:** Gedächtnismodell, bestehend aus drei Bereichen: dem sensorischen Gedächtnis, dem Arbeits- und dem Langzeitgedächtnis. Das sensorische Gedächtnis nimmt die Informationen der Reize von unterschiedlichen Sinnesmodalitäten auf. In dieser Modellvorstellung gelangen durch eine Aufmerksamkeitssteuerung nur Reize bestimmter Sinnesmodalitäten in das Arbeitsgedächtnis. Dort werden die Reize in zwei Untersystemen weiterverarbeitet, in einem räumlich visuellen und in einem phonologisch-verbales Untersystem. Vom Arbeitsgedächtnis gelangt ein kleiner Teil der Informationen ins Langzeitgedächtnis. Dabei findet eine innere Wiederholung der Informationen im Arbeitsgedächtnis statt. Die Informationen aus dem Langzeitgedächtnis können wieder zurückgewonnen werden. An diese kann sich wieder „erinnert“ werden. Alle drei Gedächtnisformen unterliegen einem ständigen Informationsverlust. Der Informationsverlust ist im sensorischen Gedächtnis am größten, nimmt beim Arbeitsgedächtnis ab und ist beim Langzeitgedächtnis am geringsten.

Die Kontrolle und Steuerung der einzelnen Subsysteme während der Verarbeitung von Informationen wird von der zentralen Steuereinheit durchgeführt. Durch Wiederholung oder durch eine Probe bleibt die Information im Gedächtnis erhalten. Für die interne Repräsentation im Arbeitsgedächtnis schlägt Baddeley eine phonologisch-verbale und eine visuell-räumliche Reizkodierung vor.

Es hängt von der Art der Sinnesreizung ab, welche Kodierung genutzt wird. Für Wörter als verbales Material ist die Dominanz des phonologischen Kodes zu beobachten, während bei Bildern, die schwierig verbal zu beschreiben sind, diese Dominanz schwindet. In neueren Arbeiten schlägt Baddeley noch ein drittes Untersystem vor [31], das die Informationen semantisch kodiert. Er begründet dies damit, dass in Textpassagen nicht mehr die phonologische Repräsentation der einzelnen Wörter herangezogen wird, sondern eine semantische, die den Inhalt des Textes erfasst.

Zu untersuchen ist, wie sich eine Versuchsperson taktile Informationen merkt, ob mittels des sensorischen Gedächtnisses oder des Arbeitsgedächtnisses. Falls der Vergleich der taktilen Wahrnehmungen durch das Arbeitsgedächtnis stattfindet, stellt sich die Frage, welche Kodierung beim Übergang vom sensorischen Gedächtnis zum Arbeitsgedächtnis verwendet wird. Um dies zu beantworten, wurde das taktile Arbeitsgedächtnis [32][33][34] erforscht. Mahrer und Miles untersuchten das Speichern taktiler Wahrnehmungen, indem sie einer Versuchsperson über die Fingerspitzen taktile Informationen übermittelten. Dabei wurde die Mehrfachfähigkeits-Methode angewandt, bei der gleichzeitig zur Primäraufgabe eine weitere Aufgabe bewältigt werden muss. Die beiden Aufgabenstellungen können sich nun auf dasselbe Subsystem oder auf unterschiedliche Subsysteme des Arbeitsgedächtnisses beziehen. Nur im ersten Fall ist eine Beeinflussung der Merkleistung zu beobachten. Sie fanden heraus, dass die Versuchspersonen eine phonologische oder visuelle Kodierung verwenden, um sich die taktil präsentierte Information zu merken. Daher kann eine Speicherung der Signale durch das sensorische Gedächtnis ausgeschlossen werden. Dieses ist auch aufgrund der geringen Speicherkapazität des sensorischen Gedächtnisses unwahrscheinlich.

Unter Berücksichtigung dieser Untersuchungen wird in dieser Arbeit als Grundlage für den Vergleich von zwei taktilen Mustern folgendes Modell angewendet:

- Stimulation des ersten taktilen Musters
- Kodieren des ersten taktilen Musters (Übergang sensorisches Gedächtnis → Arbeitsgedächtnis)
- Speichern der ersten kodierten Information
- Stimulation des zweiten taktilen Musters
- Kodieren des zweiten taktilen Musters (Übergang sensorisches Gedächtnis → Arbeitsgedächtnis)
- Speichern der zweiten kodierten Information
- Vergleich der ersten mit der zweiten kodierten Information

## 2.6 Evolutionärer Algorithmus

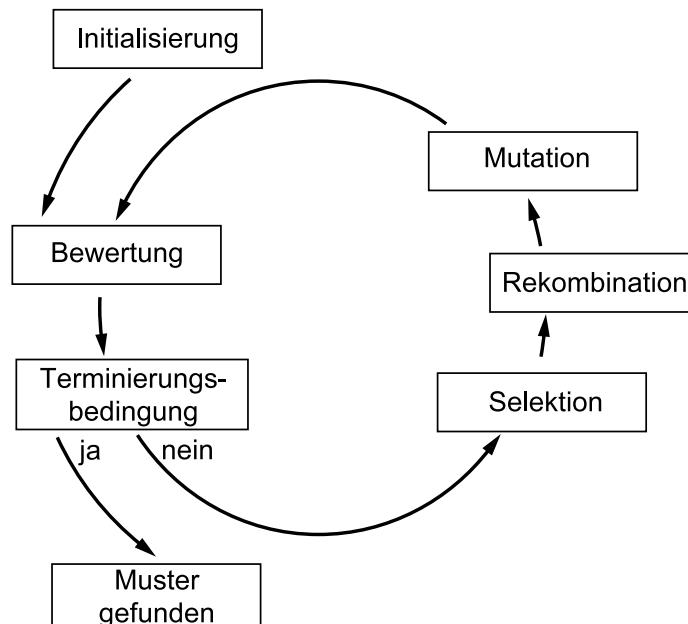
Allgemein werden Lernmethoden in drei verschiedene Lernparadigmen aufgeteilt: überwachtes Lernen, unüberwachtes Lernen und bestärkendes Lernen. Beim überwachten Lernen gibt es einen allwissenden Lehrer. Dieser kann zu jedem beliebigen Eingabe-/Ausgabemuster den Fehler angeben und sogar sagen, wo und wie die Ausgabemuster abgeändert werden müssen, um das gewünschte Ziel zu erreichen. Anschließend wird der Fehler mit Hilfe eines Modells auf die Informationsverarbeitung übertragen und angepasst. Bei einem taktilen WDS kann die Versuchsperson ihre Aussage nicht auf die Aktivität der einzelnen Aktuatoren beziehen, weil dazu umfangreiches Wissen über den

Wahrnehmungsprozess nötig ist. Da diese Voraussetzung nicht erfüllt wird, kann ein überwachter Lernalgorithmus nicht eingesetzt werden.

Beim unüberwachten Lernen wird kein Lehrer gebraucht, sondern das Lernverfahren lernt aus der Verteilung der Eingabedaten im Eingaberaum. Dieser Vorgang benötigt eine große Anzahl von Datensätzen. Dies ist bei einem WDS jedoch nicht möglich, da die Versuchsperson nur wenige Bewertungen erzeugen kann.

Das bestärkende Lernen eignet sich jedoch für den Einsatz in einem WDS, denn es wird nur eine Besser/Schlechter-Bewertung der Eingabemuster benötigt und keine expliziten Angaben über die Aktivität der Aktuatoren. Beim bestärkenden Lernen besteht die Möglichkeit, den Eingaberaum zu diskretisieren und vollständig abzufragen. Dieser Ansatz liegt den klassischen Lernmethoden des Reinforcement-Lernens zugrunde, die sich im wesentlichen auf das Lösen der Bellmann-Gleichung [35] beziehen. Dazu sind jedoch sehr viele Bewertungen erforderlich, die nicht von einer Versuchsperson erbracht werden können. Ein alternativer Ansatz des bestärkenden Lernen besteht darin, Optimierungen mit Hilfe von Stichproben aus dem Eingaberaum durchzuführen. Dieses Verfahren wird bei evolutionären Algorithmen eingesetzt [36]. Als evolutionären Algorithmus (EA) bezeichnet man einen Optimierungsalgorithmus, der sich an die natürliche Evolution anlehnt. So besitzt der EA: Selektions-, Rekombinations- und Mutations-Operatoren. Diese Algorithmen, die mit Hilfe evolutionärer Operatoren eine Optimierung durchführen, wurden in den sechziger Jahren des letzten Jahrhunderts von verschiedenen Forschergruppen entwickelt [36]: in Deutschland von Rechenberg und Schwefel „Evolutionsstrategien“, in den USA von Holland „Genetische Algorithmen“ und von Fogel „Evolutionary Programming“. Heute fasst man alle diese Algorithmen unter dem Oberbegriff Evolutionäre Algorithmen (EA) zusammen [37][38]. Eine Übersicht wird in [39] gegeben.

Das Ablaufschema für den EA ist in der Abbildung 2-8 zu erkennen.



**Abbildung 2-8:** Ablaufdiagramm eines typischen evolutionären Algorithmus. Die wesentlichen Bestandteile des Algorithmus sind Initialisierung, Bewertung der Individuen, Durchführen einer Terminierungsbedingung, Selektion, Rekombination und Mutation.

Zu Beginn wird eine Startpopulation, bestehend aus N Individuen, initialisiert und bewertet. Daran schließt sich die Prüfung der Terminierungsbedingung an. Durch die Initialisierung dürfen keine Individuen entstehen, die diese Bedingungen erfüllen. Im Anschluss erfolgt die Auswahl der Individuen (Selektion), die kombiniert werden (Rekombination) und somit ihre Information weitergeben können. Beim Rekombinieren sollen neue Individuen erzeugt werden durch eine Kombination guter Eigenschaften vorhandener Individuen. Die Rekombination schränkt deshalb die Lösungsvielfalt der Population ein. Anschließend werden die so erzeugten neuen Individuen (Kinder) mutiert. Bei der Mutation wird die reduzierte Vielfalt der Population wieder durch zufällige Veränderungen der Individuen erhöht. Eltern und Kinder oder auch nur die Kinder werden danach erneut bewertet. Wenn die Terminierungsbedingung erfüllt ist, gilt das gesuchte Muster als gefunden. Andernfalls schließt sich eine weitere Selektion von den Individuen an, die in den nächsten Generationsschritt übernommen worden sind. Danach erfolgt ein weiterer Iterationsschritt durch Rekombination und Mutation.

Formal kann ein evolutionärer Algorithmus dargestellt werden durch:

$$EA = (P^0, \mu, \lambda, r, m, s, f, g, t, \Delta\sigma), \text{ mit}$$

$P^0$	=	$I^\mu$	Population von Individuen
$\mu$	∈	$N$	Anzahl der Eltern
$\lambda$	∈	$M$	Anzahl der Überlappung
$r$	:	$I^\mu \rightarrow I$	Rekombinations-Operator
$m$	:	$I \rightarrow I$	Mutations-Operator
$s$	:	$I^\lambda \rightarrow I^\mu, \quad \lambda \geq \mu$	Selektions-Operator
$f$	:	$R^n \rightarrow R$	Zielfunktion
$g_j$	:	$R^n \rightarrow R, \quad j \in \{1, \dots, q\}$	Nebenbedingungen
$t$	:	$I^\mu \rightarrow \{0, 1\}$	Terminierungsbedingung
$\Delta\sigma$	∈	$R$	Schrittweitenparameter

Die Funktion des evolutionären Algorithmus wird durch eine geeignete Wahl der oben angegebenen Parameter festgelegt.

## 2.7 Taktile Informationssysteme

Im folgenden werden etablierte taktile Informationssysteme vorgestellt. Der taktile Kanal wird von Gehörlosen zur Informationsaufnahme genutzt, entweder ohne technische Hilfsmittel oder mit einer technischen taktilen Stimulationseinheit. Ohne technische Hilfsmittel kommt z. B. die klassische Taubblinden-Sprache „Lormen“ aus. Dabei werden die festgelegten Tastzeichen aus Tabelle 2-4, die Buchstaben repräsentieren, auf die Hand übertragen. Auf diese Weise wird ein Tastalphabet realisiert.

<b>A</b>	Punkt auf die Daumenspitze	<b>B</b>	Kurzer Abstrich auf die Mitte des Zeigefingers
<b>C</b>	Punkt auf das Handgelenk	<b>D</b>	Kurzer Abstrich auf die Mitte des Mittelfingers
<b>E</b>	Punkt auf das Handgelenk	<b>F</b>	Zusammendrücken der Zeige- und Mittelfingerspitzen
<b>G</b>	Kurzer Abstrich auf die Mitte des Ringfingers	<b>H</b>	Kurzer Abstrich auf die Mitte des Kleinfingers
<b>I</b>	Punkt auf die Mittelfingerspitze	<b>J</b>	Zwei Punkte auf die Mittelfingerspitze
<b>K</b>	Punkt mit vier Fingerspitzen auf dem Handteller	<b>L</b>	Langer Abstrich von den Fingerspitzen zum Handgelenk
<b>M</b>	Punkt mit vier Fingerspitzen auf dem Handteller	<b>N</b>	Punkt auf die Zeigefingerwurzel
<b>O</b>	Punkt mit vier Fingerspitzen auf dem Handteller	<b>P</b>	Langer Aufstrich an der Außenseite des Zeigefingers
<b>Q</b>	Langer Aufstrich an der Außenseite der Hand	<b>R</b>	Leichtes Trommeln der Finger auf dem Handteller
<b>S</b>	Kreis auf dem Handteller	<b>T</b>	Kurzer Abstrich auf die Mitte des Daumens
<b>U</b>	Punkt auf die Kleinfingerspitze	<b>V</b>	Punkt auf den Daumenballen, etwas außen
<b>W</b>	Zwei Punkte auf den Daumenballen	<b>X</b>	Querstrich über das Handgelenk
<b>Y</b>	Querstrich über die Mitte der Finger	<b>Z</b>	Schräger Strich vom Daumenballen zur Kleinfingerwurzel
<b>Ä</b>	Zwei Punkte auf die Daumenspitze	<b>ch</b>	Schräges Kreuz auf dem Handteller
<b>Ö</b>	Zwei Punkte auf der Ringfingerspitze	<b>Sch</b>	Leichtes Umfassen der vier Finger
<b>Ü</b>	Zwei Punkte auf der Kleinfingerspitze	<b>St</b>	Langer Aufstrich am Daumen (Außenseite)

**Tabelle 2-4:** Das Tastalphabet der Lormen-Sprache umfasst die Buchstaben A bis Z, die Umlaute und die Buchstabenkombinationen ch, Sch und St. Diesem Alphabet sind taktile Reize zugeordnet, z.B. ein Punkt auf der Daumenspitze oder ein Querstreichen über die Mitte der Finger.

Bei der „Tadoma-Methode“ [40] ertastet der taubblinde Mensch die Wörter vom Mund und Kiefer seines Kommunikationspartners. Dadurch ist er in der Lage, die gesprochene Sprache taktil über die Finger zu „hören“.

Häufig werden Informationen mittels technischer Hilfsmittel taktil übertragen. Das verbreitetste System stellt das Lesen über die Fingerkuppen mittels der Brailleschrift dar. Der



Entwickler der Brailleschrift war Louis Braille, der selbst im Alter von drei Jahren erblindete. Der französische Hauptmann Barbier hatte bereits für militärische Zwecke eine Tastschrift entwickelt, um in der Nacht lesen zu können. Diese Methode entwickelte L. Braille im Jahre 1825 (im Alter von 14 bis 16 Jahren) weiter zur Brailleschrift, die bis heute noch leicht abgewandelt benutzt wird. Bei der Brailleschrift wird jeder Buchstabe durch sechs Stifte dargestellt, die in zwei Reihen parallel angeordnet sind (siehe Abbildung 2-9, Grundform). Die Stifte können zwei Zustände annehmen: erhaben oder abgesenkt. Abbildung 2-9 zeigt eine Übersicht der Kodierung des Braille-Tastalphabets:

Grundform:

1 ●● 4  
2 ●● 5  
3 ●● 6

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
⠁	⠃	⠉	⠙	⠑	⠋	⠗	⠎	⠊	⠛	⠏	⠇	⠍	⠝	⠕	⠖	⠗	⠞	⠞
T	U	V	X	Y	Z	ß	ST	AU	EU	EI	CH	Ü	Ö	W	ÄU	Ä	IE	SCH
⠞	⠜	⠥	⠭	⠽	⠵	⠹	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠
.	-	!	,	;	:	?	!	( )	"	*	"							
⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠

Zahlzeichen: Die Zahlen werden durch die Buchstaben A-J mit vorangestelltem Zahlzeichen gebildet:

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0
⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠
⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠	⠠

**Abbildung 2-9:** Braille-Tastalphabet mit sechs Stiften. Links oben ist die Grundform des Braille-Tastalphabets dargestellt und die Stifte sind von 1 bis 6 durchnummeriert. Ein kleiner Punkt bedeutet, dass der dazugehörige Stift versenkt und somit nicht ertastbar ist und ein großer Punkt steht für einen erhabenen und somit ertastbaren Stift.

Die blinde Person muss aktiv mit den Fingerkuppen die Stiftepositionen ertasten und die Stiftpositionen dekodieren. Sie kann somit durch Tasten Texte erfassen. Die ursprüngliche Brailleschrift wurde mittlerweile von sechs auf acht Stifte erweitert.

Neben der Brailleschrift entwickelten sich noch weitere Systeme zur Informationsübermittlung über die Finger [41][42][43]. Sie befinden sich jedoch erst in einem Entwicklungsstadium und werden noch nicht von einer größeren Anzahl von Personen angewendet. Eine Übersicht über diese Systeme ist in [44] gegeben. Es gibt auch Prototypen von taktilen Systemen, die andere Hautregionen als die Finger stimulieren, z.B. den Rücken oder die Zunge.

Bei den taktilen Systemen kommen unterschiedliche Stimulatoren zum Einsatz, die auf den folgenden Antriebsarten beruhen:

- elektrostatische Aktuatoren,
- Piezoaktuatoren,
- elektrischen aktiven Polymeren,
- pneumatischen Aktuatoren,
- und elektromagnetische Stimulatoren.

Um eine möglichst effektive Informationsübertragung über den taktilen Kanal zu erreichen, wurden Entwurfsprinzipien für eine taktile Interaktion entwickelt [45]. *Eine* Anforderung an die taktile Informationsübertragung besteht darin, dass der taktile Reiz mit den visuellen und den nicht-visuellen Reizen korrespondieren soll. Wie jedoch diese Korrespondenz erreicht werden kann, wird in der Literatur nicht diskutiert.

# Entwicklung eines Lernalgorithmus für wahrnehmungsbasiertes Lernen

In dieser Arbeit wird für die Anpassung der taktilen Stimulationsparameter an die Wahrnehmung eines Menschen ein Lernalgorithmus eingesetzt, der dies ohne eine explizit vorgegebene Zielfunktion durchführen muss. Dies geschieht durch eine iterative Anpassung der Stimulationsparameter, die wiederum durch die Wahrnehmung einer Versuchsperson gelenkt wird.

Die Versuchsperson kann jedoch nicht die Stimulationsparameter direkt angeben, die zu einer taktilen Wahrnehmung führen, weil sie dafür Kenntnisse über die Reizgeneration und über den taktilen Wahrnehmungsprozess brauchen würde. Sie ist aber in der Lage, eine Rückmeldung zu geben, ob die Wahrnehmung der eigenen Vorstellung entspricht oder nicht. Dies kann jedoch nur in dem zeitlichen Umfang geschehen, der sich nach der begrenzten Aufmerksamkeits- bzw. Konzentrationsfähigkeit einer Versuchsperson richtet. Die Versuchsperson wird deshalb nicht die ganze Vielfalt des taktilen Stimulators wahrnehmen können. Auch kann nicht vorhergesagt werden, mit welchen Stimulationsparametern welche Wahrnehmungen hervorgerufen werden. Deshalb darf die Reizgenerierung nicht auf die bei der Entwicklung eingesetzten taktilen Reize beschränkt sein. Der Lernalgorithmus muss demnach in der Lage sein, auch selbstständig neue taktile Reize zu erzeugen. Dadurch können auch taktile Reize generiert werden, an die bei der Entwicklung nicht explizit gedacht wurde.

Auf der einen Seite muss die Anpassung der Stimulationsparameter möglichst schnell stattfinden. Dies bedingt eine geringe Anzahl von Iterationsschritten. Auf der anderen Seite soll das System zu neuen Lösungen gelangen. Das bedeutet eine große Funktionsvielfalt und erfordert somit eine große Anzahl von Iterationen. Diese beiden Eigenschaften widersprechen sich jedoch hinsichtlich der Anzahl von Iterationsschritten. Daher muss ein Kompromiss zwischen diesen beiden Anforderungen gefunden werden.

Im folgenden Abschnitt wird die wesentliche Idee der Optimierung eines technischen Lernalgorithmus für den Einsatz in einem WDS vorgestellt. Anschließend wird ein evolutionärer Algorithmus für die Optimierung entwickelt.

### **3.1 Optimierung des Lernalgorithmus für das taktile Kommunikationssystem**

Zur erfolgreichen Anpassung der Wahrnehmung an die Vorstellung der Versuchsperson darf eine maximale Interaktionszeit zwischen ihr und dem Lernalgorithmus nicht überschritten werden. Durch Aufmerksamkeits- oder Konzentrationsschwankungen würde die Anpassung zu keinem zufriedenstellenden Resultat führen. Daher muss das Konvergenzverhalten des eingesetzten Lernalgorithmus zeitlich minimiert werden.

Zur Optimierung können keine theoretischen Ansätze verwendet werden, wie z.B. das Schema-Theorem, Building-Blocks-Theorem, Price-Theorem [46][47][48]. Diese brauchen Voraussetzungen, die reale Probleme nicht erfüllen, z.B. eine unendlich lange Laufzeit oder beziehen sich auf sehr einfache Algorithmen, die beispielsweise nur aus einem Individuum bestehen. Die Anwendung dieser Theorien ist im wesentlichen auf Standard-Probleme [49] oder stark vereinfachte Probleme beschränkt.

In den letzten Jahren wurden Entwurfsprinzipien für evolutionäre Algorithmen entwickelt, mit deren Hilfe evolutionäre Algorithmen an Probleme angepasst werden können [50]. Diese Entwurfsprinzipien sind jedoch sehr allgemein gehalten. Deshalb ist es nicht möglich, mit ihnen einen evolutionären Algorithmus auf ein bestimmtes Problem zu optimieren.

Das Ziel der Optimierung besteht darin, verschiedene Lernalgorithmen bezüglich der Laufzeit miteinander zu vergleichen. Dazu sind bestimmte Voraussetzungen erforderlich, die im folgenden erläutert werden. Daran schließt sich die Darstellung der Optimierungsstrategie und des Optimierungsablaufes an.

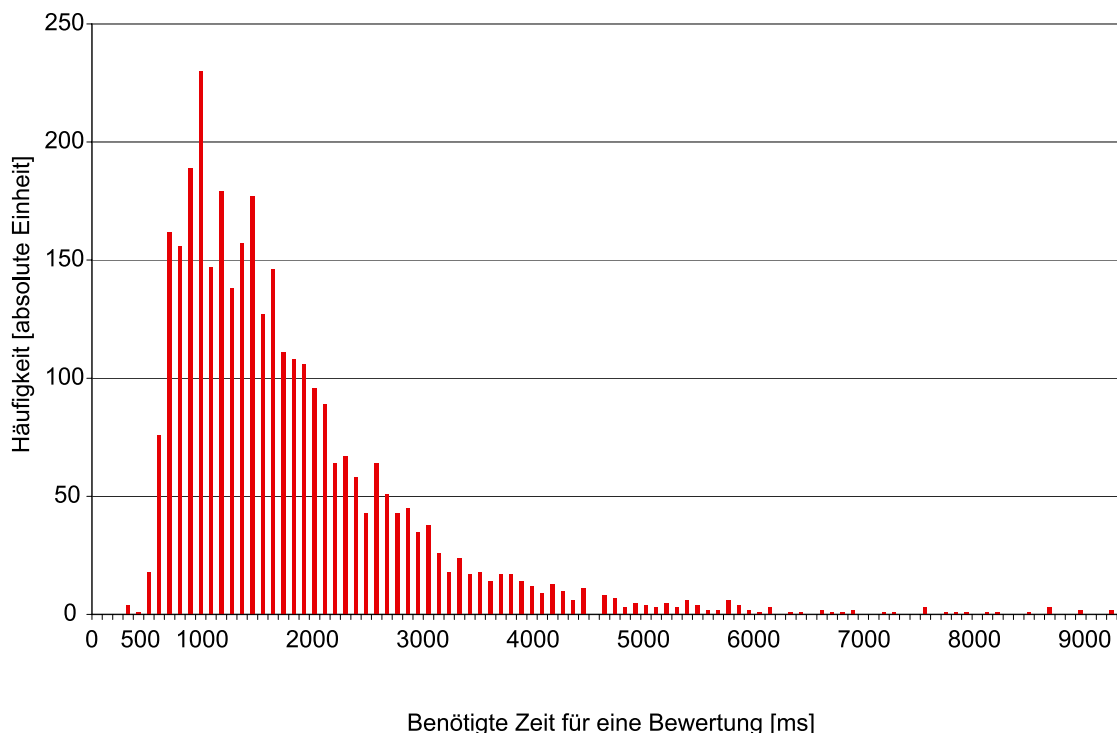
#### **3.1.1 Konstante Randbedingungen**

Eine Voraussetzung zum Vergleich verschiedener Lernalgorithmen besteht darin, dass die Lernalgorithmen gleiche Randbedingungen beim Optimierungsvorgang haben. So muss eine Bewertung von Stimulationsparametern, die eine Wahrnehmung auslösen, reproduzierbar sein, d.h. wiederholbar und unabhängig von Ort und Zeit. Bei dem Einsatz einer Versuchsperson im WDS ist dies jedoch nicht gegeben, weil sie sich bei zwei Durchgängen nicht identisch verhält. Es konnte gezeigt werden, dass sich psychophysikalische Eigenschaften, wie z.B. die Zweipunktschwelle, schon nach wenigen Stunden taktile Stimulation verändern [51]. Dadurch ergeben sich beim Optimieren Abhängigkeiten von der Versuchsperson. In diesem Fall kann nicht mehr eindeutig unterschieden werden, ob Optimierungsfortschritte durch bessere Operatoren oder durch Veränderungen bei der Versuchsperson hervorgerufen wurden. Eine Optimierung der Operatoren für den Lernalgorithmus ist dadurch nicht möglich.

#### **3.1.2 Obergrenze für die Versuchsdauer**

Eine maximale Zeit für die Einbeziehung einer Versuchsperson in das WDS kann durch die Interaktionszeit der Versuchsperson mit dem Lernalgorithmus abgeschätzt werden. In

Abbildung 3-1 ist die Zeit dargestellt, die unterschiedliche Versuchspersonen benötigten, um zwei taktile Wahrnehmungen zu bewerten.



**Abbildung 3-1:** Die Versuchspersonen haben zwei taktile Reize miteinander verglichen und eine Bewertung der Ähnlichkeit durchgeführt. Aufgetragen ist die benötigte Bewertungsdauer in ms und die dazugehörige Häufigkeit. In dem Diagramm sind die Ergebnisse von 10 Versuchspersonen dargestellt, die jeweils 320 Vergleiche durchgeführt haben.

Wie aus der Abbildung 3-1 entnommen werden kann, wird für die Bewertung von zwei taktilen Wahrnehmungen ca. 1 s bis 4,5 s benötigt. Addiert man die Zeit für die beiden taktilen Stimulationen (ca. 2 s) hinzu, so benötigt eine Versuchsperson mindestens ca. 3 Sekunden, um beide Stimulationen wahrzunehmen und zu bewerten. Um die Konzentration und Aufmerksamkeit einer Versuchsperson nicht zu überfordern, sollte eine Versuchsdauer von maximal 30 Minuten nicht überschritten werden. Für die maximale Anzahl von Vergleichen  $n$  ergibt sich somit:

$$n = \frac{30 \cdot 60s}{3s} = \frac{1800s}{3s} = 600$$

Eine Versuchsperson kann maximal 600 taktile Vergleiche durchführen und diese bewerten. Die notwendige Bedingung an das WDS besteht darin, die Anzahl der Vergleiche von taktilen Wahrnehmungen kleiner als 600 zu halten. Innerhalb dieser Zeit muss der Lernalgorithmus eine Annäherung an die Vorstellungen der Versuchsperson erreichen.

### 3.1.3 Optimierungsstrategie und Ablauf

Dieser Abschnitt umfasst die Optimierungsstrategie und den Ablauf der Optimierung. Dazu werden unterschiedliche Ansätze diskutiert hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit für die Optimierung.

#### **Einsatz einer deterministischen Bewertungsroutine für die Parameter-Optimierung**

Ein Lernalgorithmus besteht aus mehreren Parametern (Operatoren), die seine Funktionalität festlegen. Zur Optimierung des Lernalgorithmus müssen zahlreiche Iterationen durchgeführt werden, um die optimalen Operatoren und deren Kombinationen zu bestimmen. Optimierungsprobleme, die auf einem Rechner simuliert werden können, werden begrenzt durch die Verfügbarkeit des Rechners und seiner Rechenleistung. Beide Beschränkungen können durch eine geeignete Wahl der Rechner-Infrastruktur, z.B. durch ein Rechnercluster, aufgehoben werden.

Dies trifft auf die Optimierung des WDS nicht zu, weil die Versuchsperson zeitlich nur begrenzt mit dem Lernalgorithmus im Dialog stehen kann, wodurch nur sehr wenige Versuchspersonen-Daten zur Verfügung stehen. Auch durch den Einsatz mehrerer Versuchspersonen kann die Dichte der Versuchspersonen-Daten im Lösungsraum nicht erhöht werden, da nicht anzunehmen ist, dass sich alle Versuchspersonen identisch verhalten und sich somit die Daten mehrerer Versuchspersonen ergänzen.

Weil weder eine ausreichend hohe Anzahl von Optimierungsiterationen möglich ist und auch konstante Bedingungen nicht gewährleistet werden können als Voraussetzung für den Vergleich von Optimierungsdurchläufen, kann eine Versuchsperson nicht für die Optimierung des Lernalgorithmus eingesetzt werden. Sie wird deshalb während der Optimierung durch eine deterministische Bewertungsroutine ersetzt. Die Anforderung an diese Bewertungsroutine ist, dass sie bei einem Vergleich von taktilen Stimulationsparametern zu dem gleichen Ergebnis kommt, wie eine Versuchsperson bei einem Wahrnehmungsvergleich.

Es wird ein Vorgehen zur Entwicklung der deterministischen Bewertungsroutine verfolgt, bei dem echte Versuchspersonen-Daten eingesetzt werden. Hierbei ergibt sich jedoch das Problem, dass diese nur in einer geringen Anzahl erzeugt werden können. Folglich ist auch die Dichte der Versuchspersonen-Daten im Lösungsraum sehr gering. In Versuchen zeigte sich, dass durch universelle Funktionsapproximatoren (Multi Layer Perceptrons und Radiale Basis Funktion Netze) sowie durch eine mehrdimensionale Interpolation (Delaunay Interpolation) zwar die Versuchspersonen-Daten reproduziert werden, jedoch keine sinnvolle Generalisierung erreicht werden kann. Daher soll ein Verfahren, das nur auf einer Interpolation oder einer Approximation beruht, nicht weiter verfolgt werden.

Statt dessen wird als Ansatz für die Entwicklung einer deterministischen Bewertungsroutine die Kombination von Vorwissen aus der Psychophysik und eine anschließende Anpassung an die Daten der Versuchsperson gewählt. Die Versuchspersonen-Daten wurden mit dem entwickelten taktilen Stimulator generiert. Eine vollständige Informationsverarbeitung des zentralen Nervensystems für eine taktile Wahrnehmung ist nicht bekannt und kann deshalb nicht modelliert werden. Daher beschränkt sich die Funktion der deterministischen Bewertungsroutine nur auf einen Vergleich von taktilen Wahrnehmungen. Dies ist ausreichend, da die Rückmeldung für den Lernalgorithmus auch nur aus einem Vergleich von taktilen Wahrnehmungen besteht.

Als Grundlage zur Entwicklung einer deterministischen Entscheidungsroutine ist der Modellansatz der Systemidentifikation geeignet, weil dieser Ansatz ohne ein Systemmo-

dell auskommt und nur Eingabe- und Ausgabesignale benötigt, die mit Versuchspersonen generiert werden können. Zur Gewinnung der Ausgabesignale ruft man bei der Versuchsperson durch zwei Sätze von Stimulationsparametern zwei Wahrnehmungen hervor. Anschließend vergleicht die Versuchsperson diese Wahrnehmungen. Das Ergebnis des Vergleiches dient als Ausgangssignal. Für das Modell der deterministische Bewertungsroutine ergeben sich folgende Abhängigkeiten:

$$\text{Modell}(g(\text{Versuchspersonen}_{\text{Daten}}, f_{\text{Vorwissen}}))$$

Das Modell für die deterministische Bewertungsroutine beruht auf den Faktoren  $g$ , die durch Versuchspersonen-Daten festgelegt werden und einer Funktion  $f_{\text{Vorwissen}}$ , die durch Vorwissen aus der Psychophysik der taktilen Wahrnehmung festgelegt wird.

Während eines Optimierungsvorganges wird ausschließlich die deterministische Bewertungsroutine eingesetzt. Am Ende eines Optimierungsvorganges wird durch eine Versuchsperson verifiziert, ob auch die Zielwahrnehmung erfolgreich gefunden wurde. Dieses Vorgehen hat den Vorteil, dass die Versuchsperson nur das Ergebnis bewerten muss. Dadurch reduziert sich die Anzahl der Wahrnehmungsvergleiche erheblich. Auf der anderen Seite ist dadurch sichergestellt, dass bei der Optimierung auch wirklich Muster gefunden werden, die der Zielwahrnehmung entsprechen.

### 3.2 Ablauf der Optimierung des Lernverfahrens

Die Optimierung des Lernalgorithmus erfolgt in zwei Schritten. Zuerst muss die deterministische Bewertungsroutine entwickelt und an die Versuchspersonen angepasst werden. Anschließend erfolgt die Optimierung des Lernalgorithmus mit der vorher erzeugten deterministischen Bewertungsroutine.

#### 3.2.1 Reproduktion von Versuchspersonen-Daten mittels der deterministischen Bewertungsroutine

Die deterministische Bewertungsroutine ersetzt während der Optimierung des Lernalgorithmus die Versuchsperson und muss demnach vergleichbare Bewertungen abgeben. Zunächst werden von einer Versuchsperson taktile Wahrnehmungen auf ihre Ähnlichkeit hin beurteilt. Diese Bewertungen muss die deterministische Bewertungsroutine anschließend reproduzieren. Die reine Reproduktion von Versuchspersonen-Daten reicht jedoch nicht aus, weil davon ausgegangen werden kann, dass bei der Optimierung des Lernalgorithmus Muster von der Bewertungsroutine beurteilt werden müssen, die noch nicht zum Einsatz kamen. Daher muss zusätzlich das Verhalten der deterministischen Bewertungsroutine bei einem Vergleich von unbekanntem Mustern untersucht werden. Dies geschieht mit Hilfe eines „nicht-optimalen“ Lernalgorithmus und der deterministischen Bewertungsroutine. Hierzu sollen vorgegebene Stimulationsparameter (Zielparameter) gesucht werden, ausgehend von initialen Stimulationsparametern (Initialparametern). An den „nicht-optimalen“ Lernalgorithmus wird nur die Forderung der Erreichbarkeit gestellt, d.h. der Lernalgorithmus muss in der Lage sein, alle möglichen Stimulationsparameter mit einer unendlich langen Laufzeit zu erreichen. Die Laufzeit braucht in diesem Fall nicht optimal zu sein. Auch die Voraussetzung der minimierten Interaktionszeit zwischen Versuchsperson und Lernalgorithmus braucht nicht erfüllt zu werden. Deshalb sollte der Algorithmus auch nicht in Interaktion mit einer Versuchsperson stehen. Der deterministischen Bewertungsroutine werden bei der Suche permanent unbekannte Stimulationspa-

parameter durch den Lernalgorithmus präsentiert, die bewertet werden müssen. Die dadurch erwünschte Annäherung der Initialparameter an die Zielparameter geschieht nur mit Hilfe der deterministischen Bewertungsroutine und nicht mit Hilfe einer Versuchsperson. Der Prozess kann somit ausschließlich auf einem Rechner ablaufen. Es ist daher nicht entscheidend, dass der eingesetzte Lernalgorithmus keine optimale Laufzeit besitzt.

Ob die deterministische Bewertungsroutine während der Optimierung des Lernalgorithmus den Menschen ersetzen kann, muss durch einen abschließenden Wahrnehmungsvergleich, durchgeführt von Versuchspersonen, festgestellt werden. Dazu müssen taktile Wahrnehmungen, hervorgerufen durch die gefundenen Stimulationsparametersätze mit Hilfe der deterministischen Bewertungsroutine verglichen werden, mit denen, die durch die Zielparameter ausgelöst werden. Falls beide Wahrnehmungen ähnlich sind, hat die deterministische Bewertungsroutine taktile Muster gefunden, die Wahrnehmungen auslösen, die vergleichbar mit den Zielwahrnehmungen sind. In diesem Fall kann die deterministische Bewertungsroutine die Versuchsperson während der Optimierung des Lernalgorithmus ersetzen.

### 3.2.2 Optimierung des Lernalgorithmus

Zur Optimierung des Lernalgorithmus werden erneut Zielparameter gesucht, ausgehend von Initialparametern. Hierbei bleibt aber die vorher entwickelte deterministische Bewertungsroutine konstant. Es kommen jedoch unterschiedliche evolutionäre Operatoren im Lernalgorithmus zum Einsatz. Dadurch können die Randbedingungen für die Optimierung eines Lernalgorithmus eingehalten und verschiedene Lernalgorithmen hinsichtlich ihrer Konvergenz verglichen werden. Der auf diese Weise optimierte Lernalgorithmus wird anschließend auf seine Generalisierungsfähigkeit untersucht. Dazu muss der Lernalgorithmus zufällig erzeugte Zielparameter finden. Ob die Suche der zufälligen Zielmuster erfolgreich ist, wird anschließend geprüft. Die Versuchspersonen vergleichen dazu die hervorgerufenen Wahrnehmungen der gefundenen Stimulationsparameter mit denen der Zielparameter.

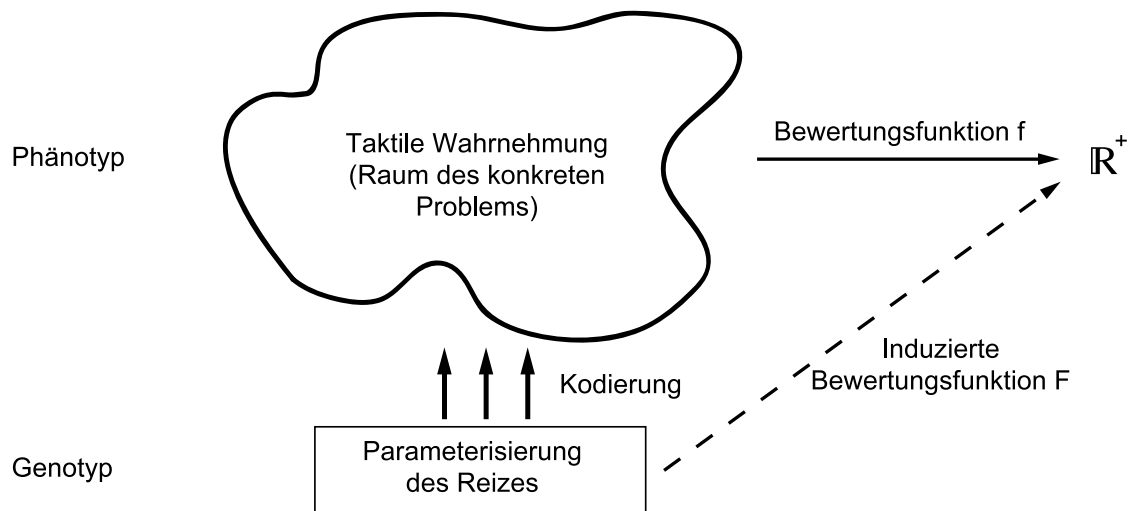
Die Suche von zufällig erzeugten Zielmustern stellt auch eine besonders praxisnahe Situation dar. Die Zielwahrnehmungen im späteren Einsatz können nicht vorhergesagt werden und es ist sehr wahrscheinlich, dass die dazugehörigen Stimulationsparameter nicht bei der Entwicklung des Systems zum Einsatz gekommen sind. Somit ist das erfolgreiche Suchen von unbekanntem Mustern eine wesentliche Voraussetzung des Lernalgorithmus für den Einsatz in einem WDS. Zufällige Muster sind für den Lernalgorithmus unbekannt. Deshalb kann durch die Suche nach zufälligen Mustern die Fähigkeit des Lernalgorithmus bewertet werden, unbekannte Muster zu finden.

Ein alternativer Ansatz für die Optimierung des Lernalgorithmus besteht darin, die Effizienz des Lernalgorithmus auf bekannte Test-Datenbestände [52] oder etablierte Testfunktionen [53] zu untersuchen. Anschließend müssen die Ergebnisse auf das WDS übertragen werden. Dieser Ansatz unterliegt der Annahme, dass der Lösungsraum der vorgegebenen Test-Datenbestände oder Testfunktionen eine Ähnlichkeit zum Lösungsraum des WDS (Wahrnehmung der Versuchsperson) aufweist. Dies ist jedoch eine spekulative Annahme und ist nicht oder nur sehr schwierig nachzuweisen. Daher ist dieser Ansatz nicht zu favorisieren.



### 3.3 Entwicklung eines „nicht-optimalen“ evolutionären Algorithmus

Der „nicht-optimale“ evolutionäre Algorithmus wird für die Entwicklung der deterministischen Bewertungsroutine benötigt. In Abbildung 3-2 ist das Bewertungsschema des EA für ein WDS dargestellt [50]. Dort ist ersichtlich, wie den Individuen ihre Bewertung (Fitness) zugewiesen wird:



**Abbildung 3-2:** Beim Einsatz des taktile WDS bewertet die Versuchsperson ihre taktile Wahrnehmung. Der Raum des konkreten Problems wird auch als Phänotyp bezeichnet. Der Algorithmus stellt nur die Parameterisierung des taktile Reizes zur Verfügung (Genotyp). Ausgehend von diesen Parametern findet eine Kodierung statt, die sowohl durch die Eigenschaften des taktile Stimulators bestimmt wird, als auch durch den Wahrnehmungsprozess des Menschen.

Im vorliegenden Fall wird eine taktile Stimulation durch ein Individuum dargestellt. Der Genotyp ist durch die Parameterisierung der taktile Stimulationsparameter festgelegt. Die Versuchsperson bewertet nicht direkt den Genotyp, sondern die durch den Genotyp hervorgerufene Wahrnehmung. Der Raum, in dem die Bewertung stattfindet, wird als Phänotyp bezeichnet. Durch die Beurteilung des Phänotyps findet eine indirekte Bewertung des Genotyps statt, die induzierte Bewertung genannt wird. Als Bewertungsmaß hat sich bei evolutionären Algorithmen der Begriff „Fitness“ durchgesetzt. Die Fitness ist definiert: Je besser die Bewertung eines Individuums ist, desto höher ist auch seine Fitness. In dieser Arbeit wird jedoch ein Fehlerwert angegeben, bei dem gilt: Je größer der Fehlerwert ist, desto schlechter ist die Bewertung. Für diesen Fall wird die „negative Fitness“ eingeführt: Je besser die Bewertung eines Individuums ist, desto niedriger ist der dazugehörige negative Fitnesswert.

Eine Population besteht aus mehreren Individuen. Da alle Individuen von der Versuchsperson beurteilt werden müssen, darf deren Anzahl nicht zu groß sein. Auf der anderen Seite darf die Anzahl der Individuen auch nicht zu gering sein, weil sonst der Lernalgorithmus nicht effektiv arbeiten kann. Häufig findet man Populationsgrößen von 1000 Individuen vor, die für ein WDS viel zu groß sind. Wie in [54] gezeigt, kann ein EA mit einer Populationsgröße von nur acht Individuen eine wahrnehmungsbasierte Optimierung durchführen. Somit wird eine Populationsgröße von acht Individuen pro Population festgelegt.

Die Versuchsperson bewertet die Individuen und legt damit deren Fitness fest. Anschließend sollen Individuen ausgesucht werden, die sich weiterentwickeln dürfen. Dazu dient eine fitness-proportionale Selektion, d.h. Individuen mit einer besseren Fitness werden auch proportional öfter selektiert.

Ziel ist es, die Stimulationsparameter mit steigender Generationszahl der gesuchten Lösung anzupassen. So sind zu Beginn der Optimierung die Bewertungen in der Regel unähnlich und im Idealfall am Ende ähnlich. Da der grafische Bewertungsdialog während eines Suchvorgangs gleich bleibt, ändert sich die Bedeutung der Bewertungsskala. Deshalb kann die Versuchsperson die Skala von Generation zu Generation neu einteilen. Dieses Vorgehen hat den Vorteil, dass die Versuchsperson bei der Bewertung der aktuellen Generation keinen Bezug nehmen braucht auf die Bewertungen der vergangenen Generationen.

Das beste Individuum einer Generation wird ohne Veränderung in die nächste Generation übernommen (Elitist), so dass der Überlapp von einer Generation in die nächste gleich eins ist. Durch das Elitist- und das Selektions-Prinzip können Superindividuen entstehen, wenn sich ein Individuum mit einer hohen Fitness so stark vermehren kann, dass die Diversität in der Population sehr klein wird und der Suchalgorithmus im Suchraum nur an einer Stelle sucht. Um dies zu verhindern, muss die Mutation die Diversität der Individuen einer Generation hoch halten.

Für die Mutation werden Erzeugungs- und Vernichtungsoperatoren eingeführt. Diese Operatoren können beliebige Aktivitäten in eine taktile Stimulation einfügen oder auch entfernen. Der Erzeugungsoperator kann auch vorhandene Stimulator-Aktivitäten überschreiben. Jedoch muss die Mutation dem Problem angepasst sein, damit der Algorithmus möglichst schnell konvergiert. Ein zufälliges Setzen und Löschen der Stimulatoraktivitäten wäre deshalb nicht sinnvoll. Im ersten Ansatz werden Nachbarschaftsbeziehungen eingeführt. Eine Aktivität wird an einer beliebigen Position hinzugefügt. Die Aktivitäten in den folgenden Zeitschritten müssen benachbart oder an der gleichen Position liegen. Dadurch kann man statische oder bewegte Stimulationen hinzuzufügen. Durch mehrfache Anwendung dieses Vorgehens werden komplexere Stimulationsmuster erzeugt. Die optimale Schrittweite der Mutation, d.h. wie viele Aktivitäten hinzugefügt werden, kann im allgemeinen nicht angegeben werden und hängt zusätzlich noch vom Lernfortschritt ab. Ist man noch weit vom Zielmuster entfernt, müssen in der Regel mehr Aktivitäten hinzugefügt oder entfernt werden, als wenn man sich schon nahe am Zielmuster befindet. Daher wird die Schrittweite der Mutation zufällig in einem vorgegebenen Bereich für jedes Individuum neu gewählt.

Die Effizienz der Optimierung eines evolutionären Algorithmus hängt stark von den Eigenschaften der Operatoren ab. Zwar gibt es Theorien (Schema-Theorem, Price-Theorem, Building-Block-Theorie), mit denen man das Konvergenzverhalten eines evolutionären Algorithmus beschreiben kann, jedoch ist dies nur bei sehr einfachen Problemen möglich. Das Konvergenzverhalten eines evolutionären Algorithmus bei komplexen Problemen zu berechnen, um daraus die optimalen Eigenschaften der Operatoren zu bestimmen, ist nicht möglich.

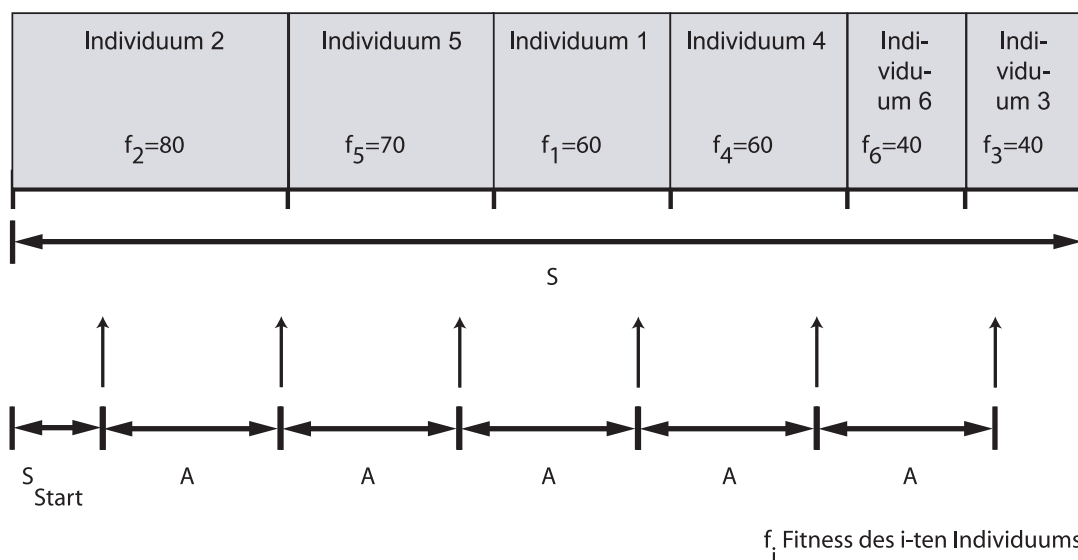
Um das Kriterium der Erreichbarkeit zu erfüllen, d.h. alle möglichen Stimulationsparameter in unendlich langer Laufzeit erzeugen zu können, ist ein evolutionärer Algorithmus geeignet, der nur aus Selektions- und Mutations-Operatoren und dem Elitist-Prinzip besteht [55]. Daher wird der „nicht-optimale“ Lernalgorithmus nur aus diesen beiden Operatoren aufgebaut, die im folgenden beschrieben werden.

### 3.3.1 Fitness-proportionale Selektion

Zur fitness-proportionalen Selektion findet das „Stochastic Universing Sampling“ Anwendung. Abbildung 3-3 stellt dieses Verfahren grafisch dar. Dabei werden alle Individuen ihrer Fitness ( $f_i$ ) nach absteigend sortiert und nebeneinander angeordnet. Die Summe über alle Fitnesswerte der  $N$  Individuen einer Population wird berechnet. Die Länge der Strecke  $S$ , die in Abbildung 3-3 dargestellt ist, entspricht dieser Summe. Anschließend erfolgt die Anordnung der Individuen, entsprechend ihrer Fitness, entlang der Strecke  $S$ . Danach werden  $N_{\text{selekt}}$  Individuen selektiert mit einer Schrittweite  $A$ , festgelegt durch:

$$A = \frac{1}{1 + N_{\text{selekt}}} \cdot \sum_{i=1}^N f_i$$

Der Startschritt  $S_{\text{Start}}$  liegt im Intervall  $[0..A]$ . Um die Individuen zu selektieren, beginnt man am Anfang der Strecke  $S$  und geht den Startschritt  $S_{\text{Start}}$  auf der Geraden weiter. Das Individuum, das bei dieser Position an der Geraden liegt (gekennzeichnet durch einen Pfeil), wird selektiert. Um die restlichen  $N_{\text{selekt}}-1$  Individuen zu selektieren, geht man jeweils einen Schritt  $A$  weiter und wählt das Individuum aus, das bei der neuen Position an der Geraden liegt. In Abbildung 3-3 werden auf diese Weise folgende Individuen selektiert: 2, 2, 5, 1, 4, 3.



**Abbildung 3-3:** Schematische Darstellung der „Stochastic Universing Sampling“- Selektion. Es sind 6 Individuen mit ihrer Fitness  $f$  dargestellt. Die vertikalen Pfeile zeigen auf die Individuen, die durch die Selektion ausgewählt wurden. Individuum 6, mit einer Fitness von 40, wird in dem gezeigten Beispiel nicht ausgewählt.

### 3.3.2 Mutation

Der Mutations-Operator arbeitet auf dem Genotyp des Individuums. Der Genotyp wird durch die Aktivität der Aktuatoren in Abhängigkeit von der Zeit definiert. Die Aktivität des  $i$ -ten Aktuators zur Zeit  $t$  ist gegeben durch:

$$a_i^t = \{0, 1\}$$

wobei 0 für „versenkt“ und 1 für „erhaben“ steht. Für eine bestimmte Zeit  $t$  wird der Zustand der 40 Aktuatoren eindeutig definiert durch  $a(t)$  (Zeitscheibe),

$$a(t) = a_1^t \dots a_{40}^t$$

Ein Genotyp definiert die Aktivität  $a(t)$  aller Zeitschritte  $t \in [1, \dots, N]$ . Er legt dadurch auch die Stimulationsvielfalt des Stimulators fest. Diese allgemeine Definition des Genotyps wurde gewählt, um keine Einschränkung der taktilen Stimulation durch die Wahl des Genotyps hinnehmen zu müssen.

Eine andere Möglichkeit würde darin bestehen, den Genotyp durch unterschiedliche, vorgegebene Eigenschaften festzulegen. So könnte man für die Eigenschaften „Position auf dem Finger“, „Geschwindigkeit der Stimulation“ usw. einen Genotyp definieren. Dadurch hätte man sich jedoch auf Eigenschaften beschränkt, die nur durch eine ergänzende Implementation erweitert werden könnten. Diese Einschränkung ist nicht hinnehmbar, weil das System auch mit Eigenschaften umgehen soll, die nicht vorgesehen worden sind.

Der Mutations-Operator fügt Aktivitäten zu dem Genotyp des Individuums hinzu oder löscht sie. Für das Hinzufügen von Aktivitäten bestehen folgende Möglichkeiten:

- Zu Beginn des Genotyps: Einfügen von Zeitscheiben mit aktiven Aktuatoren
- Am Ende des Genotyps: Einfügen von Zeitscheiben mit aktiven Aktuatoren
- Innerhalb des Genotyps: Einfügen von Zeitscheiben mit aktiven Aktuatoren
- Innerhalb des Genotyps: Vorhandene Zeitscheiben werden überschrieben, wobei sich die Stimulationsdauer nicht verändert.

Für das Löschen von Aktivitäten sind folgende Möglichkeiten vorgesehen:

- Vorhandene Zeitscheiben werden gelöscht, wodurch sich die Stimulationsdauer verringert.
- Aktivitäten in den vorhandenen Zeitscheiben werden gelöscht.

Die Wahrscheinlichkeit, einen Mutations-Operator anzuwenden, wird zufällig bestimmt und ist für alle Möglichkeiten beim Hinzufügen und Löschen gleich. Es gibt zwar Untersuchungen über optimale Mutationsraten [56], diese hängen jedoch stark von der Art des Problems und vom Suchfortschritt ab. Für ein WDS existieren keine Heuristiken, mit denen man die Länge und Position der Muster bestimmen könnte, die hinzugefügt oder gelöscht werden.

# Auf dem Wege zu einem taktilen intelligenten Informationssystem

Mit den in Kapitel 2.7 vorgestellten Methoden und Systemen ist es möglich, Informationen über den taktilen Kanal zu übertragen. Dieser wird jedoch bisher nur als Ersatz für einen ausgefallenen Sinneskanal eingesetzt. Die Informationsaufnahme bei Menschen, die keine Einschränkungen der Sinneskanäle aufweisen, findet fast ausschließlich über den visuellen oder den auditorischen Kanal statt. Für diesen Personenkreis soll der taktile Kanal zusätzlich zur Informationsaufnahme erschlossen werden.

Die Herausforderung bei einem taktilen Informationssystem liegt in der Festlegung der taktilen Reize. Dafür gibt es unterschiedliche Vorgehensweisen. Eine besteht darin, unterscheidbare taktile Reize zu definieren, die der Mensch anschließend lernen muss. Dieser Ansatz wird auch bei der Braille-Schrift angewendet und von blinden Menschen sehr erfolgreich eingesetzt. Die dabei erreichte Effizienz beim Lesen der Braille-Schrift ist jedoch nicht ohne Einbußen auf normalsichtige Menschen übertragbar. A. Pascual-Leone und R. Hamilton haben gezeigt, dass normalsichtige Personen, die ihren visuellen Kanal auch weiterhin im täglichen Umgang normal einsetzen, die Brailleschrift schlechter lernen können als Personen, die den visuellen Kanal im täglichen Leben nicht nutzen [57]. In ihrem Versuch erlernten zwei Gruppen von normalsichtigen Versuchspersonen die Brailleschrift, indem sie täglich Unterricht im Braille-Lesen erhielten. Anschließend wurde untersucht, wie hoch die Fehlerrate beim Braille-Lesen war, wobei die Augen der Versuchspersonen beider Gruppen abgedeckt wurden, so dass kein visueller Reiz wahrgenommen werden konnte. Der Unterschied in den Gruppen bestand darin, dass bei der Gruppe A nur während des Braille-Lesens die Augen abgedunkelt wurden. Bei der Gruppe B waren die Augen im täglichen Umgang zusätzlich abgedunkelt. Es zeigte sich, dass die Fehlerrate der Gruppe B im Vergleich zur Gruppe A wesentlich geringer war. Dies ist ein Hinweis darauf, dass Systeme der blinden Personen nicht direkt auf normalsichtige Personen übertragen werden können, falls der visuelle Kanal im täglichen Leben noch weiter genutzt werden soll.

Wie L. Braille eine taktile Schrift für Blinde aus dem militärischen Bereich anpasste, so soll nun eine taktile Schrift für Normalsichtige gefunden werden. Die Voraussetzung dafür, über die Fingerkuppen vielfältige Informationen aufzunehmen, sind auch bei Normalsichtigen gegeben.

Dieser Arbeit liegen zwei Ansätze für die taktile Informationsaufnahme zugrunde:

1) Die eingesetzten taktilen Reize sollen nicht von vornherein festgelegt sein, sondern in Zusammenarbeit mit dem Benutzer angepasst werden. Dadurch reduziert sich der Lernaufwand bei der Zuordnung von taktilen Reizen zu Informationen. Dies kann erreicht werden durch den Einsatz von Reizen, die der Mensch aus dem täglichen Leben kennt und die ihm vertraut vorkommen. Dadurch wird einerseits das Problem der Zuordnung vereinfacht, jedoch ist andererseits die Erzeugung der taktilen Muster wesentlich komplizierter.

Ein weiterer Vorteil der Anpassung taktiler Reize besteht darin, dass sie bezüglich des Einsatzgebietes angepasst werden können. In Experimenten wurde gezeigt, dass auf problemangepasste Reize schneller reagiert werden kann. So wird auf Warnhinweise, die einen Zusammenstoß anzeigen, dann schneller reagiert, wenn nicht der Ort des Hindernisses in den Reizen kodiert wird, sondern die Ausweichrichtung [58].

2) Die taktilen Reize sollen passiv aufgenommen und verstanden werden, d.h. sie brauchen nicht aktiv vom Menschen ertastet zu werden. Daraus folgt, dass sie dynamisch sein müssen und somit einen zeitlichen und einen räumlichen Verlauf besitzen. Deshalb sind sie wesentlich komplexer als beispielsweise die Reize bei der Brailleschrift. Dort werden nur statische Reize eingesetzt, die dann jedoch aktiv ertastet werden müssen.

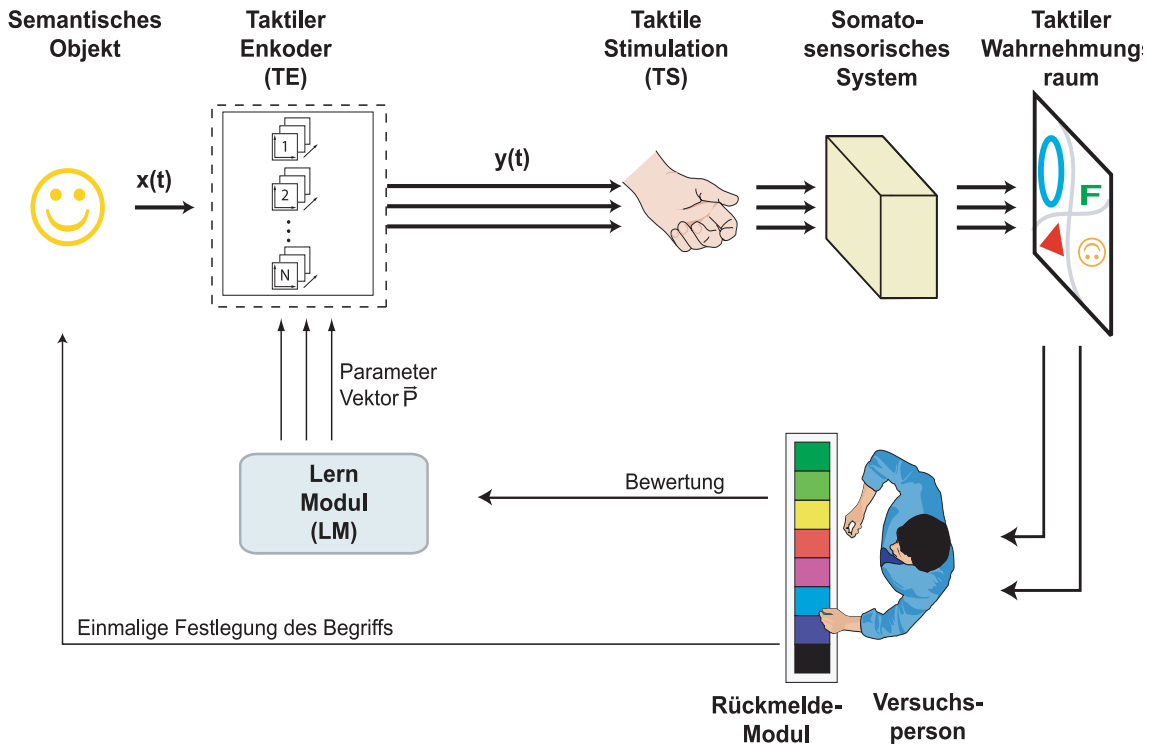
Durch die Anpassung der taktilen Reize an den Menschen ergeben sich also einige Vorteile. Durch welche Stimulationsparameter jedoch die gewünschten Wahrnehmungen hervorgerufen werden, ist nicht bekannt. Auch können diese Stimulationsparameter nicht berechnet werden, da nicht vorhersagbar ist, welche taktilen Reize welche Wahrnehmungen zur Folge haben. In dieser Veröffentlichung wird der Ansatz verfolgt, die benötigten Stimulationsparameter für die taktilen Reize durch den Einsatz eines taktilen wahrnehmungsbasierten Dialogsystems zu bestimmen und dadurch eine Anpassung an die vorhandenen taktilen Erfahrungen zu erreichen.

## 4.1 Taktiler intelligentes Informationssystem

In Abbildung 4-1 ist ein Schema des taktilen intelligenten Informationssystems (TI<sup>2</sup>) dargestellt. Die Idee des TI<sup>2</sup> und dessen Schema ist in dem vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) geförderten Projekt *Lernfähige Encoder für Neuroimplantate (LENI)* erarbeitet worden [59].

Mit diesem System sollen nacheinander semantische Objekte übertragen werden, die im einfachen Fall Begriffe sein können. Das technische System besteht aus den Funktionseinheiten taktiler Encoder, Lern-Modul und taktiler Stimulator. Der taktile Encoder erzeugt die elektrischen Ansteuerungssignale  $y(t)$  für den taktilen Stimulator und beinhaltet einen Datenspeicher für die taktilen Stimulationsparameter  $TP_1$  bis  $TP_n$ . Der taktile Stimulator bildet die Schnittstelle vom taktilen Encoder zur Versuchsperson und löst einen taktilen Reiz bei dem Probanden aus. Da der Stimulator eine räumliche Ausdehnung besitzt und der Encoder zeitliche Signale für ein semantisches Objekt generiert, hat der generierte Reiz eine räumliche und eine zeitliche Komponente. Im Idealfall wird bei der Versuchsperson durch den Reiz eine Wahrnehmung hervorgerufen, die diese direkt mit dem zu übertragenden semantischen Objekt assoziiert. Damit diese direkte Verknüpfung von der Wahrnehmung zu dem semantischen Objekt funktioniert, muss die Versuchsperson die taktilen Reize, die die Wahrnehmungen auslösen, selbst festlegen. Dazu gibt sie als Rückmeldung eine Bewertung der taktilen Wahrnehmungen an das Lernmodul ab. Das Lernmodul muss in der Lage sein, nur mit dieser Rückmeldung den taktilen Encoder

so einzustellen, dass bei der Versuchsperson sich die hervorgerufene Wahrnehmung der eigenen Vorstellung anpasst.



**Abbildung 4-1:** Schema des taktil intelligenten Informationssystems (TI<sup>2</sup>) in der Lernphase. Auf der linken Seite ist das technische System dargestellt, bestehend aus einem taktilen Encoder, dem taktilen Stimulator, dem Rückmelde-Modul und dem Lern-Modul. Rechts in der Abbildung ist die Versuchsperson abgebildet, die mit den Fingerspitzen die Stimulationen auf- und wahrnimmt. In Abhängigkeit von der Rückmeldung des Menschen verändert das Lern-Modul die Parameter der taktilen Muster und präsentiert diese erneut der Versuchsperson. Durch diesen iterativen Prozess werden die hervorgerufenen taktilen Wahrnehmungen an die Vorstellungen des Menschen angepasst.

Die Anwendung des TI<sup>2</sup> besteht aus zwei unterschiedlichen Phasen. In der ersten Phase werden die taktilen Reize mit der Versuchsperson generiert (Lernphase). In dieser sollen keine semantischen Objekte taktil übertragen, sondern eine personenbezogene Zuordnung von Stimulationsparametern und taktiler Wahrnehmung entwickelt werden. Diese Zuordnung legt die Versuchsperson so fest, dass sie das semantische Objekt durch die taktile Wahrnehmung erkennt. In der zweiten Phase werden semantische Objekte über den taktilen Kanal der Versuchsperson übermittelt. Die Zuordnung zwischen Stimulationsparametern und Wahrnehmung, festgelegt in der Lernphase, wird in der zweiten Phase genutzt. Beiden Phasen des TI<sup>2</sup> werden im folgendem erläutert.

#### 4.1.1 Lernphase

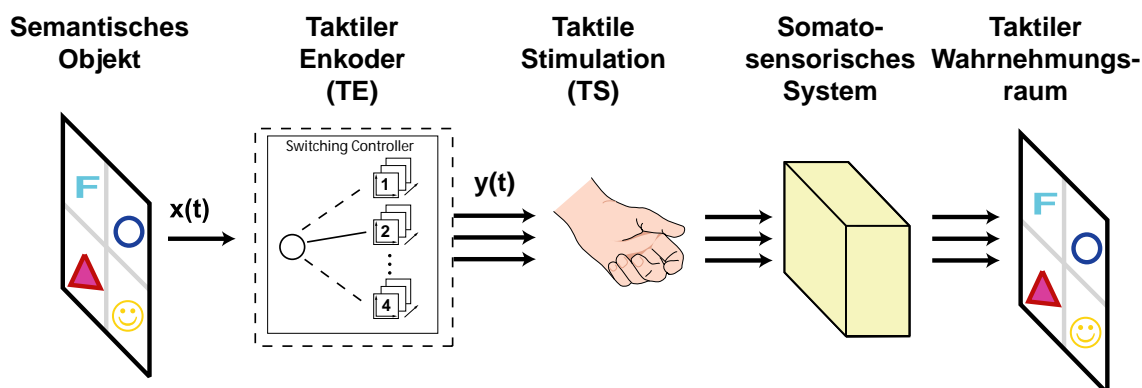
In der Lernphase werden Stimulationsparameter für die semantischen Objekte mit Hilfe des WDS gesucht und dadurch an die Wahrnehmung und an die Vorstellung der Versuchsperson angepasst. Die Hauptaufgabe des TI<sup>2</sup> Systems liegt hier nicht in der Informationsübertragung, sondern in der Entwicklung einer personenbezogenen Zuordnung von Stimulationsparametern zur taktilen Wahrnehmung und Vorstellung. Das TI<sup>2</sup>, dargestellt in Abbildung 4-1, besteht aus dem taktilen Encoder, dem taktilen Stimulator, dem Rück-

melde-Modul und dem Lern-Modul. Der taktiler Encoder generiert die elektrischen Ansteuerungssignale  $y(t)$  aus  $N$  verschiedenen Sätzen von Stimulationsparametern  $TP_n$ . Die Versuchsperson kann selbst die taktilen Stimulationen auslösen. Dadurch werden taktiler Wahrnehmungen hervorgerufen, die bezüglich der subjektiven Vorstellung einer Versuchsperson zu einem vorgegebenen semantischen Objekt bewertet werden müssen. Hierbei wird angenommen, dass die Versuchsperson eine Vorstellung der taktilen Repräsentation des semantischen Objektes besitzt. Dies wird für einige semantische Objekte einfach sein, für andere jedoch schwieriger. Es kann auch semantische Objekte geben, von denen die Versuchsperson zu Beginn keine Vorstellung hatte, sondern die sich erst im Laufe der Zeit herausbildete. Da die Aufgabe der Versuchsperson darin besteht, Wahrnehmungen zu vergleichen, benötigt sie weder Informationen über die Generierung der taktilen Stimulation, noch Informationen von der Abbildung der Rezeptoren zur taktilen Wahrnehmung. Sie braucht sich auch keine Gedanken zu machen, wie eine geeignete Anpassung der Stimulationsparameter aussieht, um ihre Vorstellung zu erreichen. Sie kann sich auf ihre taktiler Wahrnehmung und deren Bewertung konzentrieren.

Hat sich die Versuchsperson für eine Bewertung der Wahrnehmung entschieden, gibt sie diese als Rückmeldung an das Lern-Modul weiter. In Abhängigkeit von der Bewertung werden die Stimulationsparameter durch das Lern-Modul geändert. Das Ziel besteht darin, dass sich die hervorgerufenen Wahrnehmungen an die Vorstellung der Versuchsperson annähern und dies in einer für die Versuchsperson angenehmen Zeit. Um das zu erreichen, muss das Lernmodul entsprechend optimiert werden.

Welche Art von Informationen mit diesem System übertragen werden können, hängt zudem stark von der Funktionsvielfalt des taktilen Stimulators ab. Der eingesetzte Stimulator kann nicht den vollen Umfang der menschlichen taktilen Wahrnehmungsmodalitäten erzeugen, sondern nur einen kleinen Teil. So können z.B. keine Wahrnehmungen mit dem Stimulator hervorgerufen werden, die mit einem Fell oder einem Glas assoziiert werden. Deshalb sollen mit dem WDS nur Stimulationsparameter für Wahrnehmungen gefunden werden, die sich mit dem eingesetzten taktilen Stimulator auch erzeugen lassen.

#### 4.1.2 Anwendungsphase



**Abbildung 4-2:** Schema des taktilen intelligenten Informationssystems (TI<sup>2</sup>) in der Anwendungsphase. Das technische System besteht nur noch aus dem taktilen Encoder und dem taktilen Stimulator. Das Lern-Modul wird nicht mehr benötigt. Es findet auch keine Rückmeldung vom Menschen zum technischen System mehr statt, da die Parameterisierung der taktilen Reize schon in einem Switching-Kontroller im Taktilen-Encoder festgelegt sind.



In der Anwendungsphase besteht die Aufgabe des TI<sup>2</sup> darin, taktile Informationen zu übertragen. Dazu liegt eine feste Zuordnung von semantischen Objekten zu den Stimulationsparametern vor, die im taktilen Enkoder abgelegt wurden. Zu jedem semantischen Objekt wurden die Ansteuerungssignale des taktilen Stimulators bereits in der Lernphase in einem Switching Controller im taktilen Enkoder abgelegt. In dieser Phase besteht das TI<sup>2</sup> aus einem fest eingestellten taktilen Enkoder und dem taktilen Stimulator. Das Lern-Modul wird nicht mehr benötigt. Bei der taktilen Übermittlung eines semantischen Objektes werden die zeitlichen Ansteuerungssignale  $y(t)$  für den Stimulator mit Hilfe des Switching Controllers im Enkoder generiert. Anschließend löst der so definierte taktile Reiz eine taktile Wahrnehmung aus. Da die Stimulationsparameter an die Person angepasst wurden, erkennt sie das übermittelte semantische Objekt.

## 4.2 Taktile Stimulatoren

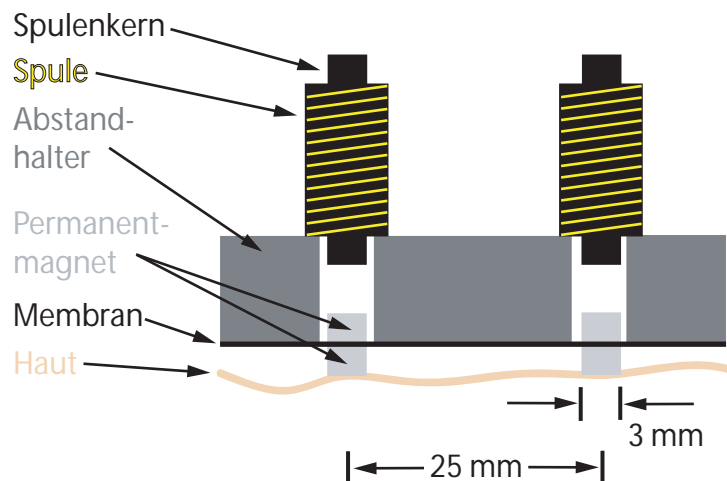
Zur Durchführung der Versuche wurden zwei unterschiedliche Ansätze für taktile Stimulationseinheiten entwickelt, je ein Stimulator für den Unterarm und einer für die fünf Finger der linken Hand. Die Entwicklung dieser Stimulatoren erhielt eine Förderung im Rahmen des Projektes LENI vom BMBF.

### 4.2.1 Der Armstimulator

Der Armstimulator [60] wird am Unterarm der Versuchsperson befestigt. Dort befinden sich überwiegend Pacini-Körperchen. Aus der Tabelle 2-3 ist eine rezeptive Feldgröße von  $101 \text{ mm}^2$  für die Pacini-Körperchen zu entnehmen. Die statische Zweipunktschwelle für den Unterarm beträgt ca. 30-60 mm [17]. Der Abstand der taktilen Aktuatoren wurde so gewählt, dass dieser in der gleichen Größenordnung liegt wie die statische Zweipunktschwelle. Die Aktuatorgröße sollte die Größe des Rezeptorfeldes nicht überschreiten. Weil bei den Pacini-Körperchen die minimale Wahrnehmungsschwelle bei ca. 250 Hz liegt, muss der Stimulator in der Lage sein, Frequenzen bis ca. 300 Hz auszuführen.

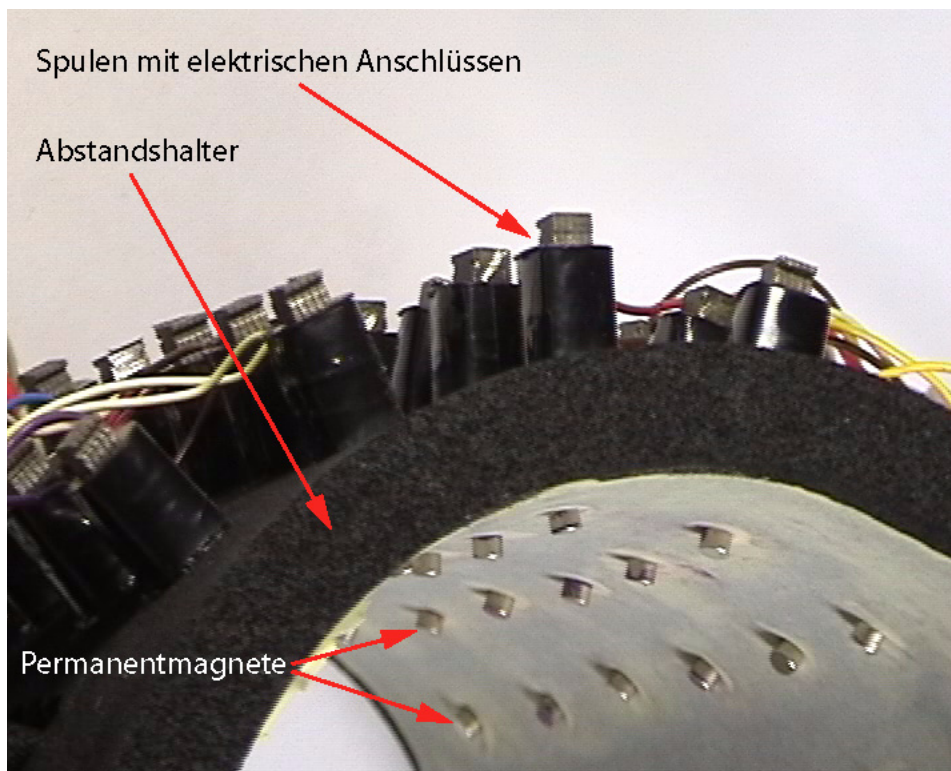
Als geeigneter Aktuator stellte sich ein elektromagnetischer heraus. Dieser kann Schwingungen im Bereich bis zu 300 Hz ausführen. Der benötigte Abstand der Aktuatoren von 30 mm ist auch realisierbar. Durch die Wahl von geeigneten Spulen kann die Größe des Aktuators auf die eines rezeptiven Feldes beschränkt werden. Eine problematische Anforderung war die benötigte Kraft für die Auslenkung der Haut, die mit steigender Frequenz abnimmt. In Versuchen hat sich jedoch gezeigt, dass auch bei Frequenzen von 250 Hz die erreichte Kraft groß genug ist, um eine gut spürbare Wahrnehmung auszulösen.

In Abbildung 4-3 ist das Funktionsprinzip des Armstimulators dargestellt. Es sind zwei benachbarte Aktuatoren zu sehen, die jeweils aus einer Spule mit Kern bestehen. Zwei Permanentmagnete befinden sich auf einer Membran aus einem dehnbaren Material. Sie werden durch einen Abstandhalter aus Moosgummi in einem konstanten Abstand zum Spulenkern gehalten. Ein Permanentmagnet liegt direkt auf der Haut der Versuchsperson und wird dadurch in seiner Lage stabilisiert. Sobald der Permanentmagnet keinen Kontakt zur Haut hat, führt dieser keine gerichtete Schwingung mehr orthogonal zur Haut aus. Für erste Untersuchungen wurde ein Stimulatorarray mit 5 x 6 Aktuatoren aufgebaut. Durch den Abstand der einzelnen Aktuatoren und dadurch, dass die Permanentmagneten auf der Haut aufliegen, passt sich der Stimulator an die Auslenkung der Haut an. Dazu muss der Abstandhalter auf der einen Seite stabil genug sein, um einen konstanten Abstand zu gewährleisten und auf der anderen Seite nicht zu starr, um sich an den Unterarm anzupassen.



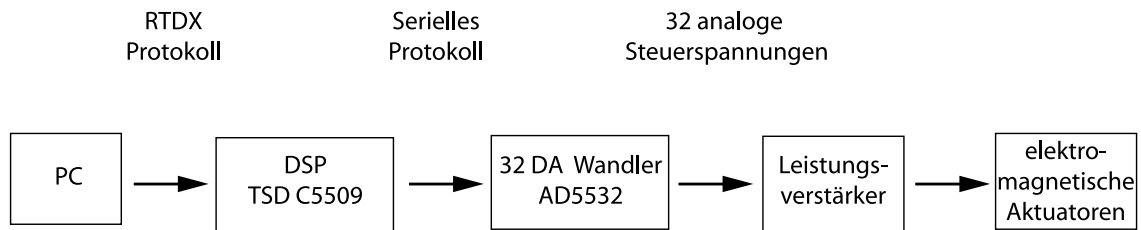
**Abbildung 4-3:** Schematische Darstellung des Funktionsprinzips des Arm-Aktuators. Auf einem Abstandshalter (Moosgummi) sind Spulen mit einem Kern aufgeklebt. Auf der anderen Seite des Abstandhalters ist eine dünne Membran befestigt. An jeder Seite der Membran befindet sich ein Permanentmagnet. Zwischen den Spulen und den Permanentmagneten ist ein Hohlraum in den Abstandshalter eingefügt. Die Spulen erzeugen Magnetfelder, wodurch die Permanentmagneten ausgelenkt werden.

In Abbildung 4-4 ist der aufgebaute taktiler Armstimulator mit 5 x 6 Aktuatoren abgebildet. Auf der Unterseite des Abstandhalters sind die Permanentmagneten, die im Betrieb auf der Haut aufliegen, deutlich zu erkennen. Auf der Oberseite sind die einzelnen Spulen mit den elektrischen Anschlüssen befestigt.



**Abbildung 4-4:** Aufgebaute 5 x 6 Armstimulator. Auf der Oberseite des Abstandhalters sind die angeordneten Spulen mit den elektrischen Anschlüssen deutlich zu erkennen. Auf der Unterseite befinden sich die Permanentmagnete.

Abbildung 4-5 zeigt den Versuchsaufbau des Armstimulators.



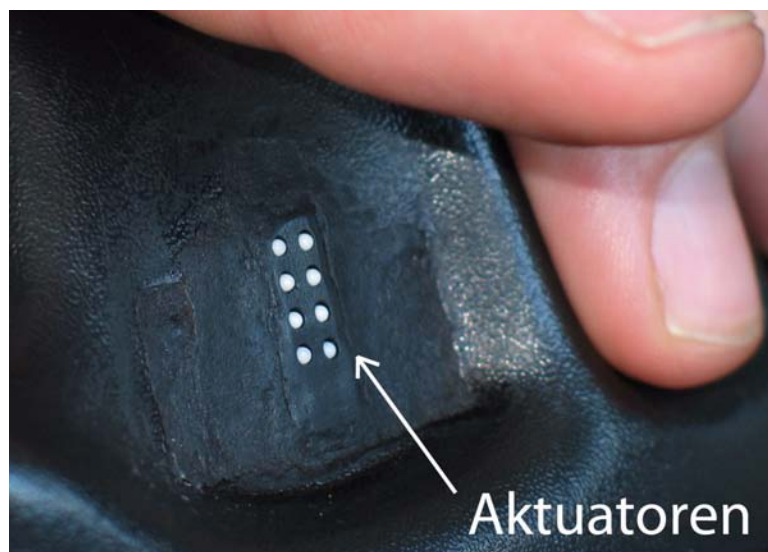
**Abbildung 4-5:** Schematischer Versuchsaufbau des Armstimulators. Von einem handelsüblichen PC wird das DSP-Entwicklerboard über das Real-Time-Daten-Austausch-Protokoll (RTDX-Protokoll) angesteuert. Der DSP setzt die Parametersierung der taktilen Reize in zeitliche Ansteuerungssignale um. Diese werden anschließend durch einen Mehrkanal-DA-Wandler in analoge elektrische Signale gewandelt und durch einen Leistungsverstärker so verstärkt, dass die Spulen angesteuert werden können.

Die Ansteuerung der einzelnen Aktuatoren soll mit beliebigen Spannungsverläufen erfolgen können. Dazu werden 32 DA-Wandler von Analog Devices [61] eingesetzt und zusätzlich mit 32 Leistungsverstärkern [62] verstärkt. Die Generation der Signale wird mit einem digitalen Fixed-Point-Signalprozessor von Texas Instrument TMS320VC5509 [63] durchgeführt, der über einen PC angesteuert werden kann.

### 4.2.2 Der 5-Finger-Stimulator

Die psychophysikalischen Anforderungen an den 5-Finger-Stimulator unterscheiden sich wesentlich von denen des Armstimulators. Auf den Fingerkuppen ist die Innervationsdichte der Meissner-Körperchen ( $200 / \text{cm}^2$ ) und der Merkelscheiben ( $180 / \text{cm}^2$ ) besonders groß, verglichen mit der von Pacini-Körperchen ( $25 / \text{cm}^2$ ). Dadurch ergibt sich ein gutes räumliches Auflösungsvermögen. Die Zweipunktschwelle liegt bei nur wenigen Millimetern, die minimale Wahrnehmungsschwelle bei einer Frequenz von ca. 40-50 Hz.

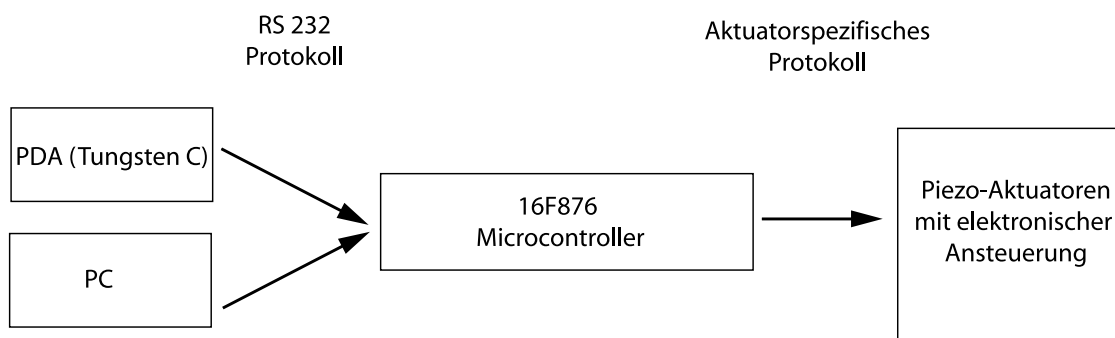
Abbildung 4-6 zeigt ein Foto des 5-Finger-Stimulators, wobei nur die Stimulatoren für den Zeigefinger zu sehen sind.



**Abbildung 4-6:** Acht Aktuatoren des 5-Finger-Stimulators für den Zeigefinger. Die weißen Punkte auf dem Bild stellen Stifte des Stimulators dar. Diese können durch Piezo-Elemente mechanisch bewegt werden, so dass die Stifte sich ca. 1,5 mm erheben können. Liegt der Finger auf den Stiften auf, können auf diese Weise taktile Wahrnehmungen ausgelöst werden, ohne dass der Benutzer seinen Finger bewegen muss.

Für den 5-Finger-Stimulator [64] werden Piezo-Aktuatoren eingesetzt. Diese können ausreichend dicht nebeneinander angeordnet werden, ohne sich gegenseitig zu beeinflussen. Als Aktuatoren kommen kommerziell verfügbare Piezo-Aktuatoren [65] zum Einsatz, die sich auch in gängigen Braille-Lesegeräten befinden. Dort liegt der Anwendungsbereich jedoch in der statischen Mustererzeugung. Die Aktuatoren nehmen in diesem Fall eine statische Position ein, wobei die Versuchsperson aktiv mit den Fingerkuppen über die Aktuatoren tastet. In dieser Arbeit werden die Aktuatoren zur dynamischen Mustererzeugung eingesetzt. Eine Vorgängerversion wurde im Rahmen des LENI Projektes entworfen. Dort kamen jedoch Piezo-Aktuatoren zum Einsatz, die durch einen integrierten Tiefpass die maximale Schwingungsfrequenz reduzierten. Dies ist für den statischen Anwendungsfall notwendig, da die Aktuatoren, die eine erhabene Position einnehmen, keine Gegenkraft erfahren. Ließe man den Tiefpass weg, würden durch schnelle mechanische Bewegungen deutlich wahrnehmbare akustische Reize entstehen. Daher wurde die Auslenkgeschwindigkeit durch den Tiefpass reduziert. Für den dynamischen Fall liegt die Hand der Versuchsperson während der Informationsübertragung auf den Aktuatoren auf und stellt somit eine Gegenkraft dar. Der Tiefpass kann weggelassen werden, weil die Aktuatoren durch die Gegenkraft gebremst werden. Die Piezo-Aktuatoren ohne den integrierten Tiefpass besitzen jedoch eine modifizierte Ansteuerungselektronik. Deshalb konnte nicht auf die in dem Projekt LENI entwickelte Ansteuerungselektronik zurückgegriffen werden, sondern es musste eine neue entwickelt werden. Dabei wurde die Schnittstelle zum Rechner, die ursprünglich nur als paralleles Datenprotokoll implementiert war, um ein serielles Datenprotokoll erweitert. Dadurch ist der Einsatz des 5-Finger-Stimulators mit einer großen Anzahl von Rechnerarchitekturen möglich. Es wurden zwei Ansteuerungsmodulare implementiert, ein Modul auf einem handelsüblichen PC und ein Modul auf einem PDA [66].

Ein Schema der Ansteuerung des 5-Finger-Stimulators ist in Abbildung 4-7 dargestellt.



**Abbildung 4-7:** Schematischer Aufbau der Ansteuerung des 5-Finger-Stimulators. Zum Steuern des Stimulators stehen zwei unterschiedliche Systeme zur Verfügung, ein handelsüblicher PC und ein PDA. Da der PDA klein und portabel ist, eignet sich dieser gut für die Anwendungsphase. Der PC mit seiner höheren Rechenleistung wird zur Optimierung der Lernalgorithmus und in der Lernphase eingesetzt. Beide Systeme übermitteln die Ansteuerungssignale über eine serielle Schnittstelle (RS 232) an einen Mikrocontroller (PIC 16F876). Dieser setzt die Signale nur noch in ein spezifisches Protokoll der Piezo-Aktuatoren um.

Mit dem entwickelten System können taktile Reize mit einer Frequenz von maximal 30 Hz erzeugt werden. Obwohl die minimale Wahrnehmungsschwelle bei 40 bis 50 Hz liegt, hat sich in Versuchen gezeigt, dass die Piezo-Aktuatoren bei Frequenzen von 30 Hz noch gut wahrnehmbare Reize erzeugen. Diese werden auch wesentlich stärker wahrgenommen als die Reize der Aktuatoren mit integriertem Tiefpass.

Die Piezo-Aktuatoren können nur zwei Zustände einnehmen: eine erhabene und eine versenkte Position. Durch Pulsbreiten-Modulation könnte man die Beschränkung der diskreten Zustände der Aktuatoren aufheben. Dieser Ansatz wurde jedoch aus schaltungstechnischen Gründen nicht weiter verfolgt.

### 4.2.3 Auswahl des eingesetzten Stimulators

Die semantischen Objekte sollen mit Hilfe vertrauter taktiler Wahrnehmungen übermittelt werden. Im täglichen Leben werden wesentlich mehr Informationen über die Finger aufgenommen als über den Unterarm, der für eine Informationsaufnahme in der Regel nicht benutzt wird. Es liegen deshalb auch keine vertrauten Wahrnehmungen vor. Daher fiel die Wahl auf den Einsatz des 5-Finger-Stimulators.

## 4.3 Rückmeldung der Versuchsperson

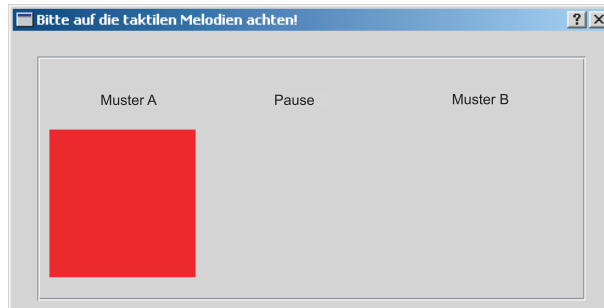
Als Rückmeldung wird eine Kombination aus direkter und indirekter Skalierung angewendet. Es sind zwei taktile Wahrnehmungen miteinander zu vergleichen, hervorgerufen durch vorgegebene taktile Stimulationsparameter. Die Versuchsperson legt ihre Bewertung auf einer Skala in neun Stufen als Ähnlichkeitsmaß fest. Die Skala beginnt mit sehr ähnlichen Mustern und geht dann weiter in Richtung unähnliche Muster. Sehr ähnliche Muster kann die Versuchsperson nicht unterscheiden. Die Versuchsperson führt also eine Klassifizierung nach unterscheidbaren und nicht-unterscheidbaren Mustern durch. Dies entspricht der indirekten Skalierung. Durch die neun Bewertungsstufen der Bewertungsskala besteht zusätzlich die Möglichkeit, unterscheidbare Muster weiter zu differenzieren. Die Einteilung der Skala hinsichtlich der Ähnlichkeit ist der Versuchsperson überlassen, wodurch eine Art direkte Skalierung in das Bewertungsmaß einfließt. Es wird erwartet, dass die Versuchsperson bestimmte Ähnlichkeitskriterien festlegt und diese dann auf den Mustervergleich anwendet. Diese Festlegung geschieht erst, nachdem die Versuchsperson sich mit der taktilen Wahrnehmung, ausgelöst durch den Stimulator, vertraut gemacht und mehrere Mustervergleiche durchgeführt hat.

Die Einteilung der Skala hängt jedoch auch vom Wahrnehmungsunterschied des Mustersatzes ab, welcher der Versuchsperson zur Verfügung steht. So kann der Abstand zwischen zwei Mustern auf der Skala unterschiedliche Aussagekraft haben. Ist der Wahrnehmungsunterschied eines Mustersatzes klein, sind auch weit auseinander liegende Muster auf der Bewertungsskala relativ ähnlich. Ist der Wahrnehmungsunterschied eines Mustersatzes jedoch groß, dann können sogar zwei auf der Bewertungsskala naheliegende Bewertungen in der Wahrnehmung sehr unterschiedlich sein. Es liegt also keine Rationalskala vor, die ein absolutes Ähnlichkeitsmaß angeben würde, sondern eine Ordinalskala, die die taktilen Muster nach ihrer Ähnlichkeit ordnet. Mit Hilfe dieser Ordinalskala muss das Lernverfahren in der Lage sein, eine Optimierung der Muster zu erreichen.

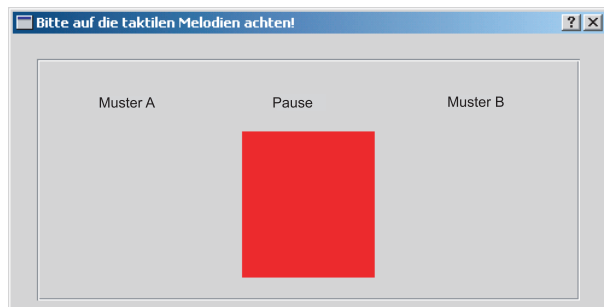
### 4.3.1 Benutzerschnittstelle zum Vergleich von zwei taktilen Wahrnehmungen

In Abbildung 4-8 ist ein Ablauf des grafischen Benutzerdialogs für den Bewertungsprozess dargestellt.

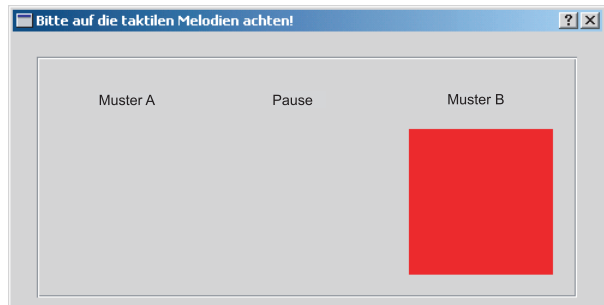
A) Stimulation Muster A



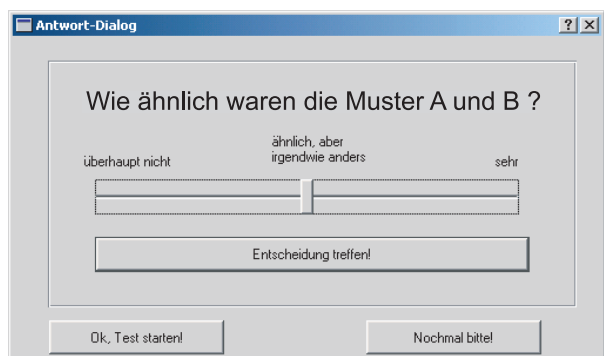
B) Pause



C) Stimulation Muster B



D) Bewertungsdialog

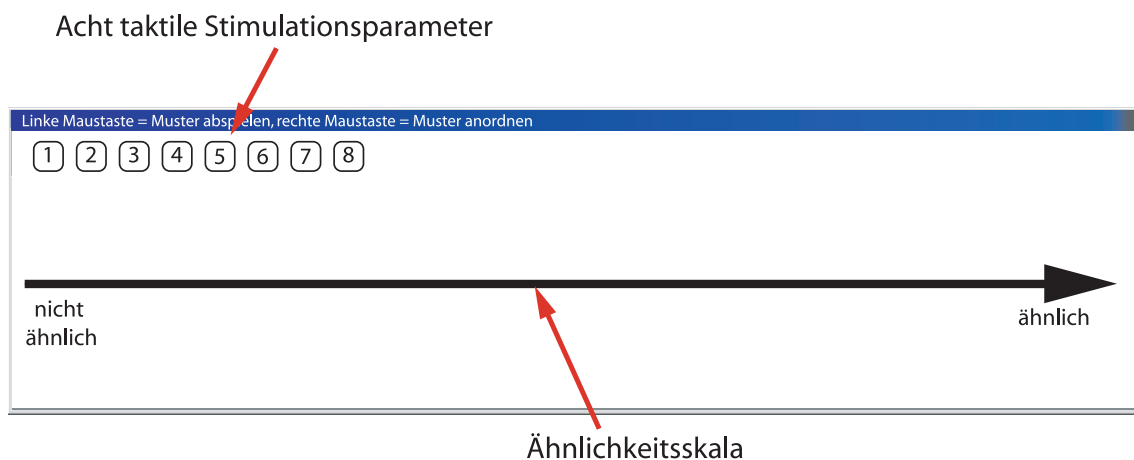


**Abbildung 4-8:** Grafische Benutzerschnittstelle für einen Vergleich von zwei taktilen Wahrnehmungen. Ein Vergleich läuft in 4 Schritten ab, Präsentation des ersten taktilen Reizes (A), einer Pause (B), Präsentation des zweiten taktilen Reizes (C) und die eigentliche Bewertung der beiden Reize (D).

Zum Zeitpunkt  $t=0$  wird der erste taktile Reiz ausgelöst und der Ablaufdialog eingeblendet. Gleichzeitig wird der Versuchsperson die Stimulationsdauer visuell angezeigt, indem unter dem Wort "Muster A" ein rotes Rechteck erscheint. Sobald der taktile Reiz beendet ist, wird dieses Rechteck ausgeblendet und ein neues Rechteck erscheint unter dem Wort "Pause" und zwar so lange wie die Pause der taktilen Stimulation anhält. Sobald die Pause beendet ist, erscheint ein neues Rechteck unter dem Wort "Muster B". Gleichzeitig wird die zweite taktile Stimulation ausgelöst. Die visuelle Anzeige verschwindet, sobald der zweite taktile Reiz beendet ist. Nun fängt der Bewertungsdialog an, in dem die Versuchsperson ihre Bewertung abgibt. Dazu steht ihr eine Bewertungsskala zur Verfügung, bei der nur die Anfangs- und die Endpositionen benannt sind. Die Anfangsposition (links) steht für „nicht ähnlich“ und die Endposition (rechts) für „sehr ähnlich“. Zur Bewertung hat die Versuchsperson nicht nur die Möglichkeit, die Anfangs- bzw. die Endposition anzugeben, sondern sie kann zusätzlich differenzieren. Dazu ist die Skala zwischen der Anfangs- und der Endposition in sieben diskrete Bewertungsstufen unterteilt. Die Zuordnung in Ähnlichkeitsklassen kann die Versuchsperson frei wählen. Somit ist die Zuordnung personenspezifisch.

#### 4.3.2 Benutzerdialog für einen Vergleich von N taktilen Wahrnehmungen

Eine Versuchsperson muss beim Einsatz des WDS nicht nur zwei taktile Wahrnehmungen miteinander vergleichen, sondern auch N taktile Wahrnehmungen mit einer Zielwahrnehmung. Der Benutzerdialog für diesen taktilen Wahrnehmungsvergleich ist in Abbildung 4-9 dargestellt.

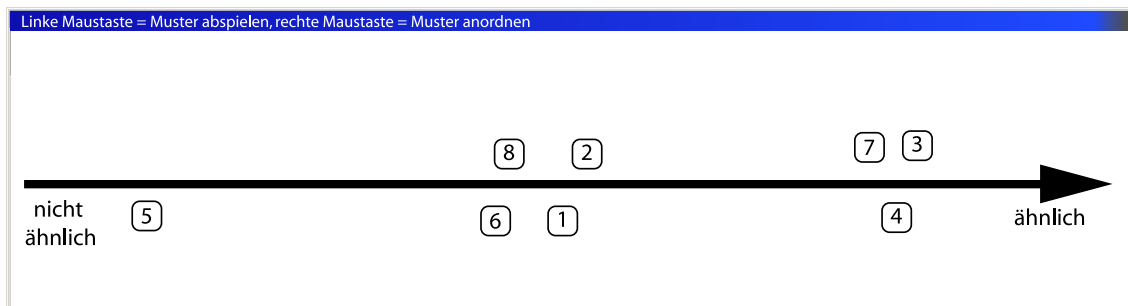


**Abbildung 4-9:** Grafische Benutzerschnittstelle zum Vergleich von N Wahrnehmungen zu einer Zielwahrnehmung. Links oben sind acht taktile Reize dargestellt, symbolisiert durch Kästchen. Die Reize werden ausgelöst durch einen Klick mit der Maus auf das Symbol. Danach erfolgt die Bewertung der Reize durch die Anordnung der Symbole auf der Ähnlichkeitsskala. Eine Anordnung auf der linken Seite bedeutet, dass keine Ähnlichkeit zur Zielwahrnehmung vorliegt. Je weiter rechts sich das Symbol auf der Skala befindet, desto ähnlicher ist die ausgelöste Wahrnehmung zur eigenen Vorstellung.

Die acht durchnummerierten Rechtecke symbolisieren die Stimulationsparameter für acht taktile Vergleichsmuster. Werden die Rechtecke mit der linken Maustaste gedrückt, so wird die entsprechende taktile Stimulation ausgelöst. Die Versuchsperson soll die acht taktilen Wahrnehmungen, ausgelöst durch die Vergleichsmuster, mit der taktilen Zielwahrnehmung vergleichen.

Die Versuchsperson kann die durchnummerierten Rechtecke durch Drücken mit der rechten Maustaste verschieben. In der Mitte des Dialogs befindet sich eine Ähnlichkeitsskala, auf der die Vergleichsmuster nach ihrer ausgelösten Wahrnehmung angeordnet werden sollen. Muster, die eine Ähnlichkeit zu der Zielwahrnehmung aufweisen, werden rechts auf dieser Skala angeordnet und unähnliche Muster links.

In Abbildung 4-10 ist ein Benutzerdialog nach einem Bewertungsdurchgang dargestellt.



**Abbildung 4-10:** Beispielhafter Bewertungsdialog für 8 taktile Reize bezüglich der Ähnlichkeit zu einer Zielvorstellung. Der Reiz 5 ist als nicht ähnlich klassifiziert worden, die Reize 3,4 und 7 weisen eine hohe Ähnlichkeit zu der Zielwahrnehmung auf.

Während die Muster 3,4 und 7 schon eine hohe Ähnlichkeit erreichen, werden die Muster 1,2,6 und 8 werden schlechter bewertet, liegen jedoch noch im Mittelfeld. Das Muster 5 ist unter den acht präsentierten Mustern das schlechteste.

## 4.4 Taktile Reizklassen

In einführenden Versuchen mit dem 5-Finger-Stimulator hat sich gezeigt, dass es mindestens zwei Klassen von taktilen Reizen gibt: eine intuitiv zu deutende Reizklasse und eine WDS Reizklasse.

### 4.4.1 Intuitiv zu deutende Reizklasse

Bei dieser Klasse ist es möglich, für einige Botschaften taktile Reize zu erzeugen, z.B. der räumlichen Orientierung, die von Versuchspersonen intuitiv verstanden werden. Zehn Versuchspersonen führten die Versuche durch. Die Finger der linken Hand wurden von im Vorfeld definierten Reizen stimuliert. Dazu wurden Begriffe der räumlichen Orientierungen präsentiert. Die verwendeten Begriffe und die taktilen Stimulationen sind in der Tabelle 4-1 aufgeführt.

Begriffe
Links, Rechts, Mitte, Oben, Unten, Vorne und Hinten
Taktile Reize
Konstante Stimulation auf dem kleinen Finger, Konstante Stimulation auf dem Daumen, Konstante Stimulation auf dem Mittelfinger, Muster mit hoher Frequenz, Muster mit niedriger Frequenz und zwei bewegte Muster

**Tabelle 4-1:** In der Tabelle sind die Begriffe aufgelistet, zu denen die Versuchsperson taktile Reiz zuordnen sollten.



Der Versuch bestand aus zwei Versuchsteilen. Im ersten mussten die Versuchspersonen nach eigener Vorstellung eine Zuordnung der taktilen Reize zu den Begriffen durchführen. Im zweiten Versuchsteil wurden den Versuchspersonen nur die taktilen Reize präsentiert, zu denen sie ihre vorher selbst zugeordneten Begriffe angeben sollten. Die Zuordnung geschah einmalig, während die Abfrage an mehreren Tagen wiederholt wurde. Zwischen zwei Abfragen lag eine Pause von mindestens einem Tag. Die Ergebnisse der Versuche zeigen, dass alle Versuchspersonen die gleiche Zuordnung der Begriffe zu den taktilen Stimulationen wählten. Diese Zuordnung ist in Tabelle 4-2 dargestellt. Bei den Abfrageprozeduren lag die Fehlerquote bei allen Versuchspersonen bei Null, d.h. sie haben keinen Fehler gemacht. Dieser Versuch zeigt, dass es eine beschränkte Anzahl von taktilen Reizen gibt, welche die Versuchspersonen intuitiv zuordnen können. In einem Interview nach der Zuordnungsaufgabe gaben die Versuchspersonen an, dass die Zuordnungen der Reize zu den Begriffen „Oben“ und „Unten“ am schwierigsten waren.

Begriffe	Taktile Reize
Links	Konstante Stimulation auf dem kleinen Finger
Rechts	Konstante Stimulation auf dem Daumen
Mitte	Konstante Stimulation auf dem Mittelfinger
Oben	Muster mit hoher Frequenz
Unten	Muster mit niedriger Frequenz
Vorne	Muster, das sich vom Handballen auf die Fingerspitzen zu bewegt
Hinten	Muster, das sich von den Fingerspitzen zum Handballen bewegt

**Tabelle 4-2:** In der Tabelle sind in der linken Spalte die benutzten Begriffe aufgeführt. In der rechten Spalte sind die zugeordneten taktilen Stimulationen beschrieben. Die Aufgabe der Versuchspersonen lag darin, eine Zuordnung von den taktilen Reizen zu den Begriffen vorzunehmen. Dazu wurden sie durch den taktilen Reiz stimuliert. Danach ordneten sie ihre Wahrnehmungen einem Begriff aus der Tabelle zu.

#### 4.4.2 WDS Reizklasse

Die intuitive Zuordnung gelingt jedoch nur für einfache Muster und nur für wenige Begriffe. So wurden bei dem Versuch mit intuitiven Mustern unterschiedliche taktile Wahrnehmungseigenschaften genutzt, wie Bewegungen auf einem Finger oder unterschiedliche Frequenzen. Außerdem liegt eine einfache Beziehung von der Wahrnehmungseigenschaft zum Begriff vor. Bei den Begriffen „Links“, „Rechts“ und „Mitte“ wird die räumliche Wahrnehmungseigenschaft angesprochen, bei den Begriffen „Vorne“ und „Hinten“ eine Bewegung auf den Fingern zu den Fingerkuppen bzw. zum Handballen und bei den Begriffen „Oben“ und „Unten“ eine hohe bzw. eine niedrige, Stimulationsfrequenz. Die Zuordnung der Stimulationseigenschaften zu den Begriffen, fällt den Ver-

suchspersonen unterschiedlich schwer. So fanden es die Versuchspersonen am schwierigsten, eine hohe Frequenz dem Begriff „Oben“ bzw. eine niedrige Frequenz dem Begriff „Unten“ zuzuordnen.

Zur Erweiterung der Begriffe können die taktilen Reize nicht nur auf *eine* taktile Wahrnehmungseigenschaft beschränkt sein, sondern müssen aus einer Kombination verschiedener Eigenschaften bestehen. Dadurch ist eine intuitive Zuordnung von im Vorfeld definierte taktile Reize nicht mehr möglich, auch nicht eine Berechnung der Reizparameter, weil sich die taktile Wahrnehmung nicht vorhersagen lässt. In diesem Fall kann das WDS eingesetzt werden, um im Dialog mit dem Menschen taktile Reize festzulegen.

# Entwicklung einer deterministischen Bewertungsroutine

Konstante Randbedingungen und reproduzierbare Messungen stellen wesentliche Voraussetzungen für die Optimierung des Lernalgorithmus dar. Diese werden erst durch den Einsatz einer deterministischen Bewertungsroutine erfüllt.

Es stellt sich die Frage, mit welchem Verfahren eine deterministische Bewertungsroutine entwickelt werden kann. Man könnte statistische Vergleichsmethoden heranziehen, bei denen die Korrelation als Bewertungsmaß dient. Bei diesem Vorgehen wird kein Vorwissen eingebaut, sondern es erfolgt nur eine statistische Auswertung. Hierfür braucht man jedoch eine große Anzahl an Datensätzen, die bei einem WDS nicht vorliegen. Daher ist dieses Vorgehen ungeeignet. Stattdessen soll ein Verfahren entwickelt werden, bei dem Vorwissen in die Bewertungsroutine eingebaut werden kann.

### 5.1 Musterkodierung der deterministischen Bewertungsroutine

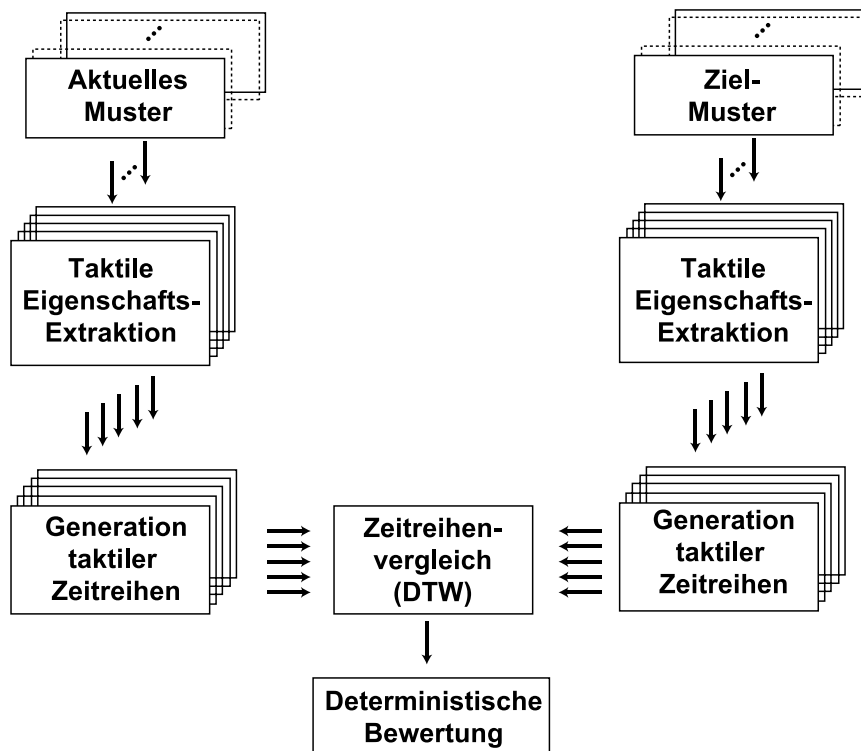
Untersuchungen des somatosensorischen Kortexes zeigen, dass es Neurone gibt, die eine Eigenschaftsextraktion durchführen [22][23]. In den Untersuchungen zum taktilen Gedächtnis [32][33][34] wird als Grundlage für die Bewertung von zwei taktilen Reizen von einer Klassifikation nach Eigenschaften ausgegangen. In beiden Fällen liegt eine Klassifikation nach Eigenschaften vor. Für die deterministische Bewertungsroutine werden deshalb ebenfalls Eigenschaften abgeleitet, aus dem räumlichen und zeitlichen Verlauf und aus den taktilen Reizmodalitäten der Reize. Die räumliche Reizmodalität umfasst sowohl die Stimulation unterschiedlicher Finger, als auch verschiedene Positionen auf dem Finger. Die zeitliche Reizmodalität wird durch die Geschwindigkeit, die Länge und den Rhythmus des Musters bestimmt. Die Intensität einer taktilen Wahrnehmung ist an die Anzahl der an dieser Stimulation beteiligten Aktuatoren gekoppelt. Je mehr Aktuatoren zu einem Zeitpunkt aktiv sind, desto intensiver wird die Stimulation wahrgenommen.

Es werden folgende Eigenschaften für die deterministische Bewertungsroutine ausgewählt:

- Geschwindigkeitsbetrag der Stimulation
- Rhythmus der Stimulation

- Stimulationsreihenfolge der Finger
- Stimulationsfolge von der Fingerspitze zum Ballen
- Intensität der Stimulation
- Länge der Stimulation
- Aktivität der Stimulation

Aus der Parameterisierung der taktilen Stimulationen wird für jede dieser Eigenschaften im folgenden eine Zeitreihe extrahiert. In Abbildung 5-1 ist die Vergleichsprozedur der deterministischen Bewertungsroutine von zwei taktilen Mustern schematisch dargestellt.



**Abbildung 5-1:** Ablaufdiagramm für den Vergleich von zwei taktilen Mustern mittels der deterministischen Bewertungsroutine. Aus beiden Mustern (aktuelles Muster und Ziel-Muster) werden taktile Eigenschaften abgeleitet. Jede Eigenschaft eines Musters wird in einer eigenen Zeitreihe gespeichert. Anschließend werden die Zeitreihen der beiden Muster für jede taktile Eigenschaft durch den DTW-Algorithmus miteinander verglichen. Aus dem Vergleich wird eine Bewertung der Ähnlichkeit der beiden taktilen Muster bestimmt.

Die deterministische Bewertungsroutine vergleicht das aktuelle Muster mit dem Zielmuster, indem sie aus der jeweiligen Parameterisierung der Muster die oben beschriebenen Eigenschaften extrahiert und anschließend Zeitreihen generiert. Danach werden die Zeitreihen der beiden taktilen Muster miteinander verglichen. Als Ergebnis erhält man ein Maß für die Ähnlichkeit der Muster.

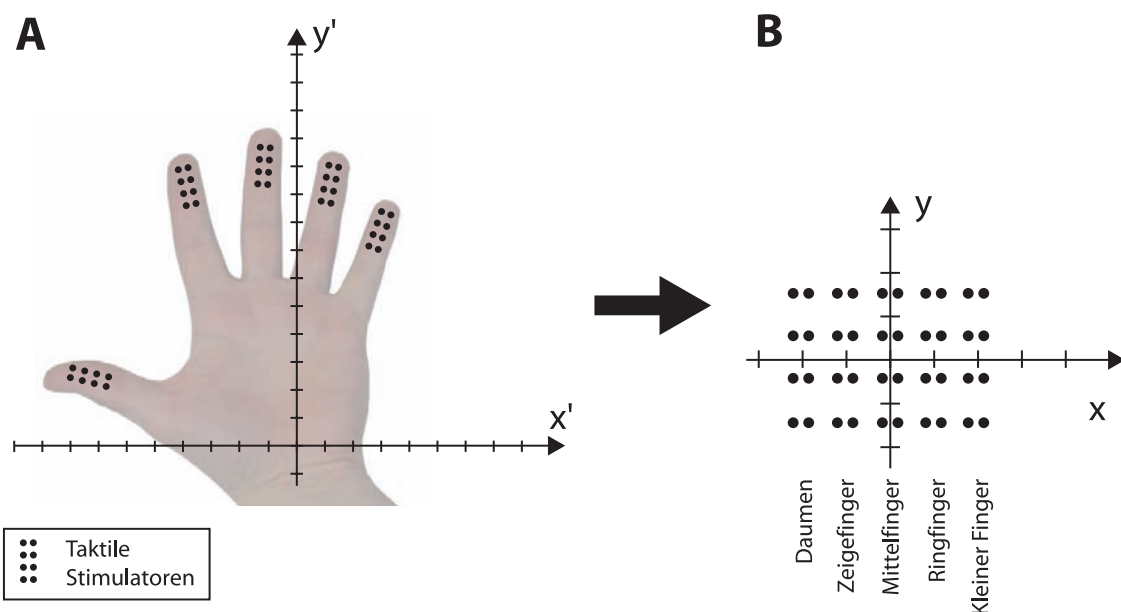
Im folgenden wird zuerst die Extraktion der taktilen Eigenschaften erklärt und danach die Erzeugung der Zeitreihen. Anschließend folgt die Erläuterung des Algorithmus zum Zeitreihenvergleich.

## 5.2 Taktile Zeitreihen

Die taktile Stimulation ist parameterisiert wie in Kapitel 3.3.2 beschrieben. Nun müssen Maße für die Eigenschaften, die zur Klassifizierung der Muster festgelegt wurden, aus der Musterparameterisierung abgeleitet und in einer Zeitreihe gespeichert werden. Anschließend wird für jedes Maß ein Vergleichsoperator definiert, der bei dem Vergleich von zwei Zeitreihen zum Einsatz kommt.

### 5.2.1 Transformation des Koordinatensystems

Abbildung 5-2 zeigt die Positionen der taktilen Aktuatoren, welche die Fingerkuppen stimulieren. Die Aktuatoren sind an die Beschaffenheit der Hand angepasst und dadurch gegeneinander verdreht. Diese Verdrehung und auch der Abstand der Finger untereinander werden im somatosensorischen Kortex nicht wiedergespiegelt. Deshalb wird dieses Koordinatensystem für die taktilen Zeitreihen auch nicht genutzt. Beim eingesetzten Koordinatensystem sollen die Finger alle parallel ausgerichtet und nebeneinander liegen. Durch eine Koordinatentransformation werden die Positionen der taktilen Aktuatoren mit den Koordinaten  $x'/y'$  ins neue Koordinatensystem mit den Koordinaten  $x/y$  umgerechnet.



**Abbildung 5-2:** Das Koordinatensystem der taktilen Stimulatoren (Abbildung 5.2.A) unterscheidet sich von dem Koordinatensystem, das für die Berechnungen eingesetzt wird (Abbildung 5.2.B). In letzterem ist u.a. der Abstand der einzelnen Finger nicht mehr berücksichtigt, weil alle Finger nebeneinander gleichmäßig verteilt sind.

Im weiteren Verlauf der Arbeit beziehen sich alle Koordinaten auf das Koordinatensystem dargestellt in Abbildung 5.2.B.

### 5.2.2 Geschwindigkeitsbetrag des Schwerpunktes

Der Stimulationsort kann sich von einem Zeitschritt zum nächsten räumlich verschieben. Tritt diese Verschiebung entlang eines zusammenhängenden Pfades auf, so erkennt die Versuchsperson eine räumliche Bewegung. Treten jedoch mehrere einzelne Verschiebungen gleichzeitig auf, kann die Versuchsperson diese nicht getrennt wahrnehmen, sondern

sie erhält eine taktile Gesamtwahrnehmung. Deshalb erfolgt zuerst die Berechnung des Schwerpunktes über allen einzelnen Verschiebungen, bevor ein Geschwindigkeitsbetrag abgeleitet wird. Dazu ist es nötig, die x- / y-Position und die Aktivität eines Aktuators zu kennen. Sie werden wie folgt definiert:

$$\text{posX}(i) = \text{x-Koordinate des i-ten Aktuators}$$

$$\text{posY}(i) = \text{y-Koordinate des i-ten Aktuators}$$

Aus der Aktivität  $a_i^t$  des Aktuators  $i$  zum Zeitpunkt  $t$  und der dazugehörigen x-/y-Koordinaten werden die Schwerpunktskoordinaten  $S_X(t)$  in x- und  $S_Y(t)$  in y-Richtung berechnet:

$$S_X(t) = \frac{1}{N_a} \cdot \sum_{i=1}^N x(i, t), \quad \begin{cases} x(i, t) = \text{posX}(i), & \text{falls } a_i^t = 1 \\ x(i, t) = 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

und

$$S_Y(t) = \frac{1}{N_a} \cdot \sum_{i=1}^N y(i, t), \quad \begin{cases} y(i, t) = \text{posY}(i), & \text{falls } a_i^t = 1 \\ y(i, t) = 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

mit

$N$  = Anzahl der Aktuatoren und

$N_a$  = Anzahl der aktiven Aktuatoren.

Sind die Stimulatoren gleichmäßig über den Raum verteilt und ist die Aktivierung der Aktuatoren zufällig, so ergibt sich

$$\sum_{t=0}^{\infty} S_X(t) = 0 \quad \text{und} \quad \sum_{t=0}^{\infty} S_Y(t) = 0 .$$

Als nächstes wird die Bewegung des Schwerpunktes der aktiven Stimulatoren berechnet. Zur Bestimmung der Schwerpunktbewegung  $V_X(t)$  und  $V_Y(t)$  wird die Differenz der Schwerpunktkoordinate in x- und y-Richtung von zwei aufeinander folgenden Zeitpunkten  $t + 1$  und  $t$  berechnet:

$$V_X(t) = S_X(t + 1) - S_X(t)$$

$$V_Y(t) = S_Y(t + 1) - S_Y(t)$$

Ein Maß für den Geschwindigkeitsbetrag eines Musters  $V(t)$  ergibt sich aus der Addition von den Beträgen der Geschwindigkeiten in x- und y-Richtung.

Stimulationswechsel von einem Finger zum anderen werden stärker wahrgenommen als eine Bewegung auf einem Finger. In Abbildung 5-2 kann sowohl die Bewegungsrichtung auf einem Finger, als auch die bei einem Wechsel zum anderen Finger abgelesen werden. Bewegungen auf einem Finger bestehen überwiegend aus einer y-Komponente. Stimulationsbewegungen, die einen Wechsel des Fingers hervorrufen, bestehen hauptsächlich aus

einer x-Komponente. Um die unterschiedlich starke Wahrnehmung für beide Bewegungsrichtungen im Bewertungsmaß zu berücksichtigen, wird ein Gewichtungsfaktor  $\alpha$  eingeführt:

$$V(t) = |V_x(t)| + \alpha \cdot |V_y(t)|$$

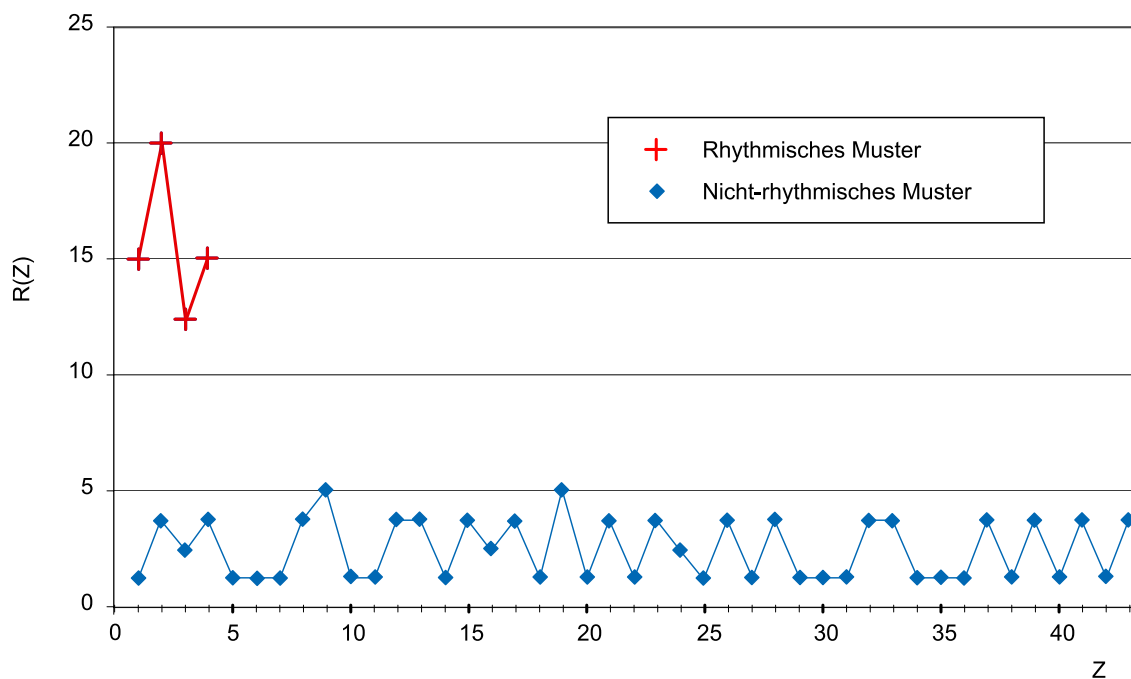
Zum Vergleich des Geschwindigkeitsbetrages von zwei taktilen Stimulationen zum Zeitpunkt  $t_1$  und  $t_2$ , wird der Betrag der Differenz beider Beträge genommen. Das Bewertungsmaß  $LD_1(t_1, t_2)$  für zwei Muster, zum Zeitpunkt  $t_1$  und  $t_2$ , ergibt sich zu:

$$LD_1(t_1, t_2) = |V_{\text{Muster1}}(t_1) - V_{\text{Muster2}}(t_2)|$$

### 5.2.3 Rhythmus des Musters

Zur Ermittlung eines Maßes für den Rhythmus eines taktilen Musters wird zunächst die Zeitspanne gemessen, in der eine taktile Stimulation konstant bleibt. Besteht die Stimulation nicht aus einer sich stetig ändernden Stimulation, sondern aus zusammengesetzten und konstanten Stimulationseinheiten und bleiben diese noch über einen längeren Zeitraum hinweg erhalten, kann die Versuchsperson einen Rhythmus erkennen. Liegt hingegen eine schnelle Bewegung vor, ändern sich die Aktivitäten bei jedem Zeitschritt. In diesem Fall überwiegt die Wahrnehmung einer Bewegung oder eines Kribbelns und nicht die eines rhythmischen Musters.

Um ein Maß für den so definierten Rhythmus zu erhalten, wird in einem Zähler  $C$  die Anzahl der Zeitschritte festgehalten, über die eine taktile Stimulation konstant bleibt, sich also die Aktivitäten der Aktuatoren nicht ändern. Tritt eine Veränderung auf, wird  $C$  in die Zeitreihe  $R(Z)$  eingetragen und  $Z$  um eins erhöht. Anschließend wird  $C$  wieder auf 0 zurückgesetzt. Bei einer sehr rhythmischen Stimulation folgen wenige große Werte in  $R(Z)$  aufeinander. Für eine nicht-rhythmische taktile Stimulation sind viele kleine Werte zu erwarten, die eine Bewegung darstellen. Ist die Bewegung langsam, dann treten aufgrund der geringen Geschwindigkeit und der diskreten Verteilung der Stimulatoren konstante Aktivitäten pro Zeiteinheit auf. Die langsame Bewegung wird demnach von  $R(Z)$  als rhythmischer bewertet als eine schnelle. Dies ist auch eine realistische Bewertung, da bei langsamen Bewegungen und einer geringen Dichte der Aktuatoren auch Sprünge wahrnehmbar sind, die als Rhythmus interpretiert werden. Abbildung 5-3 zeigt beispielhaft je eine Zeitreihe  $R(Z)$  für eine rhythmische und eine nicht-rhythmische taktile Stimulation.



**Abbildung 5-3:** Schematische Darstellung der Zeitreihe für den Rhythmus  $R(Z)$ , beispielhaft für ein nicht-rhythmisches und ein rhythmisches Muster. Die Grundlage für die Bewertung eines rhythmischen Musters, ist die Anzahl der Zeitscheiben, die sich zusammenhängend nicht verändern. Ändert sich ein Muster sehr häufig, so nimmt die Versuchsperson eine Bewegung wahr, wenn eine Vorzugsrichtung vorliegt, sonst ein Kribbeln.

Als lokales Distanzmaß  $LD_2(Z_1, Z_2)$  für zwei taktile Stimulationen wird der Betrag der Differenz der zwei Rhythmus-Zeitreihen genommen. Somit ergibt sich:

$$LD_2(Z_1, Z_2) = |R_{\text{Muster1}}(Z_1) - R_{\text{Muster2}}(Z_2)|$$

### 5.2.4 Wahrnehmungsunterschiede aufgrund der Stimulationsreihenfolge der Finger

Der Wahrnehmungsunterschied bei einer Änderung des Stimulationsortes von einem Finger auf einen anderen ist besonders groß, verglichen mit einer Stimulationsänderung auf einem Finger. Zwar wurden bei dem Bewertungsmaß für den Geschwindigkeitsbetrag schon unterschiedliche Stimulationsrichtungen mit berücksichtigt, da die Stimulation unterschiedlicher Finger jedoch einen großen Wahrnehmungsunterschied auslöst, wird ein eigenes Bewertungsmaß eingeführt. Es soll die Reihenfolge der nacheinander stimulierten Finger widerspiegeln. In der Zeitreihe für die Stimulationsreihenfolge der Finger  $SF(t)$  werden die stimulierten Finger wie folgt kodiert (Kleiner Finger = 1, Daumen = 5):

$$SF(t) = \sum_{i=1}^5 sf(i, t) \quad \begin{cases} sf(i, t) = 2^{i-1}, & \text{falls Finger } i \text{ stimuliert wird,} \\ sf(i, t) = 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Als lokales Distanzmaß  $LD_3(t_1, t_2)$  von zwei taktile Mustern zum Zeitpunkt  $t_1$  und  $t_2$  wird die Hamming-Distanz von  $SF(t_1)$  und  $SF(t_2)$  berechnet. Welche taktile Stimulatoren den Finger stimulieren, ist für dieses Bewertungsmaß nicht ausschlaggebend. Werden

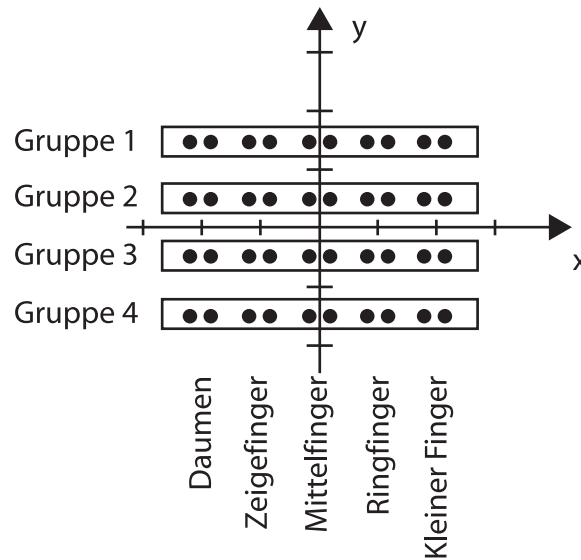


z.B. zum Zeitpunkt  $t_1$  und  $t_2$  dieselben Finger mit unterschiedlichen Aktuatoren stimuliert, ist das Distanzmaß gleich 0.

$$LD_3(t_1, t_2) = \text{Hamming-Distanz}(SF(t_1), SF(t_2))$$

### 5.2.5 Stimulationsfolge von der Fingerspitze zum Ballen

Es wird nun ein Bewertungsmaß eingeführt, das eine Aussage trifft, ob eine Stimulation näher an den Fingerkuppen oder näher am Handballen stattfindet. Dafür sind die Aktuatoren in vier Gruppen eingeteilt, wie in Abbildung 5-4 zu erkennen ist.



**Abbildung 5-4:** Die Beurteilung, ob eine Stimulation an der Fingerkuppe oder näher am Handballen liegt, soll unabhängig vom stimulierten Finger sein. Deshalb werden die Stimulatoren in vier Gruppen zusammengefasst. Die taktilen Stimulatoren, die am nächsten an der Fingerkuppe liegen, gehören zur ersten Gruppe. Diese Zusammenfassung setzt sich Richtung Handballen fort (Gruppe 2 und 3), so dass die Stimulatoren der 5 Finger, die sich nahe am Handballen befinden, in der vierten Gruppe zusammengefasst werden.

Die zeitliche Abfolge von den vier Bereichen der Stimulation wird in der Zeitreihe  $FB(t)$  erfasst.

$$FB(t) = \sum_{i=1}^4 fb(i, t) \quad \begin{cases} fb(i, t) = 2^{i-1}, & \text{falls Gruppe } i \text{ stimuliert wird,} \\ fb(i, t) = 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Ist in einem Muster nur ein Bereich aktiv, kann eine Versuchsperson die Nummer des Bereiches nicht angeben, weil sie die räumliche Position auf einem Finger nicht zuordnen kann. Deshalb sind benachbarte Bereiche nur sehr schwierig zu unterscheiden. Sind die gleichen Bereiche in zwei Mustern aktiv oder benachbarte, gibt die lokale Distanz  $LD_4(t_1, t_2)$  keinen Unterschied der beiden Muster an. Für  $LD_4(t_1, t_2)$  gilt:

$$LD_4(t_1, t_2) = \begin{cases} 0 & \text{falls aktive Bereiche gleich oder benachbart,} \\ 1 & \text{sonst} \end{cases}$$

### 5.2.6 Intensität einer taktilen Stimulation

Die Versuchsperson kann unterschiedliche Intensitäten von Stimulationen wahrnehmen. Sie sind direkt an die Anzahl der aktiven Aktuatoren gekoppelt. Wenn beispielsweise nur ein Aktuator an einer Stimulation beteiligt ist, so ist diese nur schwach wahrnehmbar. Die Zeitreihe  $I(t)$  setzt sich zusammen aus der Anzahl der aktiven Aktuatoren für jeden Zeitschritt.

Das lokale Distanzmaß für zwei verschiedene taktile Stimulationen zum Zeitpunkt  $t_1$  und  $t_2$  wird durch die unterschiedliche Anzahl der aktiven Stimulatoren definiert:

$$LD_5(t_1, t_2) = |I_{\text{Muster1}}(t_1) - I_{\text{Muster2}}(t_2)|$$

### 5.2.7 Länge der Stimulation

Die Länge einer Stimulation ist ein intuitives Maß. Die Versuchsperson kann zwischen sehr kurzen und langen Stimulationen unterscheiden. Um ein erfassbares Maß für die Länge einzuführen, wird die Anzahl der Zeitschritte einer Stimulation in  $L$  gespeichert. Dieses Maß stellt keine Zeitreihe dar, sondern eine skalare Größe. Das Distanzmaß wird durch die absolute Differenz gebildet:

$$LD_7 = |L_{\text{Muster1}} - L_{\text{Muster2}}|$$

### 5.2.8 Aktivität eines taktilen Musters

Die Aktivität einer Stimulation umfasst die Anzahl der sich ändernden Stimulator-Aktivitäten pro Zeitschritt. Es wird eine Wahrnehmung hervorgerufen, die an ein großflächiges Kribbelgefühl erinnert. Bei diesem Maß spielt es keine Rolle, ob die Versuchsperson eine Bewegungsrichtung wahrnimmt oder nicht. Als Maß der Aktivität wird die Anzahl der sich ändernden Aktuatoren zum Zeitpunkt  $t$  und  $t+1$  genommen und durch die Hamming-Distanz berechnet:

$$A(t) = \text{Hamming-Distanz}(a(t), a(t+1))$$

Dieses Maß soll nur die gesamte Aktivität einer taktilen Stimulation bewerten. Deshalb wird anschließend die Summe über alle  $A(t)$  gebildet. Damit stellt das Maß keine Zeitreihe dar, sondern eine skalare Größe.

$$\text{Aktiv} = \sum_{t=1}^{L-1} A(t)$$

Das Differenzmaß zweier Muster wird durch deren Differenz gebildet:

$$LD_6 = |\text{Aktiv}_{\text{Muster1}} - \text{Aktiv}_{\text{Muster2}}|$$

### 5.3 Zeitreihenvergleich mittels Dynamic Time Warping

Für die Entwicklung eines Ähnlichkeitsmaßes müssen die Zeitreihen von zwei Mustern miteinander verglichen werden. Daraus abgeleitet erfolgt eine Bewertung. Der Vergleich der Zeitreihen wird mit dem Dynamic Time Warping-Verfahren [67] durchgeführt.

Es sind zwei Zeitreihen mit den Längen  $N$  und  $M$  gegeben.

$$X = x(t_0), x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_N)$$

$$Y = y(t_0), y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_M)$$

Bei dem Vergleich dieser Zeitreihen sollen nicht-lineare Verzerrungen zugelassen sein, d.h. der Vergleichsalgorithmus muss invariant gegenüber nicht-linearen Verzerrungen in der Zeit sein. Dazu wird die Lokale Distanz Matrix (LDM) berechnet. Ein Eintrag der Matrix besteht aus der lokalen Distanz  $LD_i$ , der Zeitreihe  $X$  zum Zeitpunkt  $t_x$  und der Zeitreihe  $Y$  zum Zeitpunkt  $t_y$ ,

$$LDM_i(t_x, t_y) = LD_i(t_x, t_y), \quad i \in [1..5]$$

Somit erhält man die  $LDM_i$ -Matrix für die Eigenschaft  $i$ :

$$LDM_i = \begin{bmatrix} LD_i(t_0, t_0) & \dots & LD_i(t_0, t_M) \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ LD_i(t_N, t_0) & \dots & LD_i(t_N, t_M) \end{bmatrix}$$

Der Dynamic Time Warping-Algorithmus berechnet die Ähnlichkeit der beiden Zeitreihen  $x(t)$  und  $y(t)$ . Da bei beiden Zeitreihen die Anfangs- und Endposition festliegen, wird mit dem Matrixelement  $LDM_i(0,0)$  begonnen und es muss das Ziel  $LDM_i(N,M)$  erreicht werden. Die Aufgabe des Algorithmus ist es, hierbei einen Weg durch die Matrix  $LDM_i$  zu finden, bei dem die geringsten lokalen Distanzen auftreten. Um dies zu erreichen, wird eine weitere Matrix eingeführt, in der die lokalen Distanzen des bisher zurückgelegten Weges aufaddiert werden ( $ADM_i =$  Addierte Distanz Matrix). Diese Matrix gibt also die Kosten für den bisher zurückgelegten Weg an.

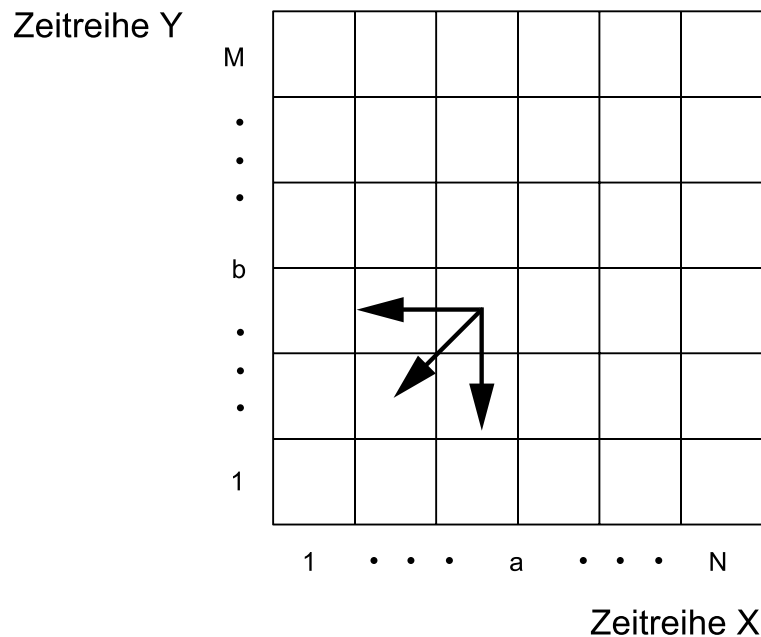
Für den Weg gibt es jedoch folgende Nebenbedingungen:

- Jeder Eintrag in der Matrix darf nur einmal addiert werden, d.h. es darf nicht stehen geblieben werden.
- Die Indizes  $t_x$  und  $t_y$  dürfen nur größer werden. Da die Zeit mit dem größer werden Index voranschreitet, kann nicht in der Zeit zurückgesprungen werden.
- Eine zeitlich lokale Beziehung soll vorhanden sein, d.h. große Sprünge sind nicht erlaubt, sondern es dürfen nur benachbarte Felder besucht werden.

Daraus ergeben sich für ein Element mit der Position  $(a,b)$  folgende Vorgängerpositionen:

$$(a, b - 1), (a - 1, b) \text{ und } (a-1,b-1)$$

Die Vorgänger werden in Abbildung 5-5 verdeutlicht.



**Abbildung 5-5:** Darstellung der ADM-Matrix mit möglichen Vorgängern. Der Startpunkt der Pfeile markiert das aktuelle Feld. Die Pfeilspitzen zeigen auf die möglichen Vorgänger, die unter Berücksichtigung der Nebenbedingungen möglich sind.

Da auf jeden Fall bei  $x(0)$  und  $y(0)$  begonnen wird, setzt man für  $ADM_i(1,1) = LDM_i(0,0)$  und kann anschließend die  $ADM_i$ -Matrix nach folgender Regel berechnen:

$$ADM(a, b) = LDM(a, b) + \min \{ ADM(a, b - 1), ADM(a - 1, b), ADM(a - 1, b - 1) \}$$

Der Wert in  $ADM_i(N,M)$  ist die minimale Summe der lokalen Distanzen, um von  $x(0)/y(0)$  zu  $x(N)/y(M)$  zu kommen. Er stellt somit ein Ähnlichkeitsmaß der beiden Zeitreihen X und Y dar. Je kleiner  $ADM_i(N,M)$  ist, desto ähnlicher sind die beiden Zeitreihen.

Mit Hilfe des DTW-Algorithmus kann ein Zeitreihenvergleich unter Berücksichtigung nicht-linearer Verzerrungen durchgeführt werden. Die aus Kapitel 5.2 eingeführten Zeitreihen und ihre lokalen Distanzmaße werden mit dem DTW-Verfahren kombiniert, um zwei taktile Stimulationen miteinander vergleichen zu können. Für jede Eigenschaft wird ein Zeitreihenvergleich unter Benutzung der lokalen Distanzmaße  $LD_1(t) - LD_5(t)$  durchgeführt. Man erhält somit Ähnlichkeitswerte  $AV_i = ADM_i(N,M)$  für jede Eigenschaft aus Kapitel 5.2.2 bis Kapitel 5.2.7.

Mit Hilfe der Ähnlichkeitswerte  $AV_i$  wird durch folgende Formel ein Ähnlichkeitswert für zwei taktile Muster berechnet:

$$\text{Ähnlichkeitswert} = \sum_{i=1}^5 g_i \cdot AV_i + g_6 \cdot LD_6 + g_7 \cdot LD_7$$

Die Eigenschaften sechs und sieben liegen als skalare Größen vor und nicht als Zeitreihe. Daher braucht man das DTW-Verfahren nicht auf diese Eigenschaften anzuwenden, sondern kann direkt die skalaren Größen  $LD_6$  und  $LD_7$  benutzen. Die Faktoren  $g_1 - g_7$  werden als Gewichtungsfaktoren eingeführt.

## 5.4 Deterministische Bewertungsroutine

Der in Kapitel 5.3 entwickelte Ähnlichkeitswert für zwei taktile Muster und der in Kapitel 3.3 vorgestellte „nicht-optimale“ Lernalgorithmus werden nun eingesetzt, um eine deterministische Bewertungsroutine zu entwickeln. Dies geschieht in zwei Schritten:

- 1) Anpassung der Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  an die Daten der Versuchspersonen
- 2) Untersuchung der Generalisierungsfähigkeit der deterministischen Bewertungsroutine durch einen Vergleich unbekannter Stimulationsparameter

Zuvor wird die maximale Anzahl der Trainingsmuster bestimmt, die für die Anpassung der Gewichtungsfaktoren von der Versuchsperson bewertet werden können. Danach soll auf die Erzeugung der Trainingsmuster eingegangen werden.

### 5.4.1 Anzahl der Trainingsmuster

Beim Vergleich von zwei taktilen Stimulationen laufen folgende Schritte ab:

- Stimulation des ersten taktilen Musters mit gleichzeitiger visueller Aktivitätsanzeige,
- visuelle Pausenanzeige,
- Stimulation des zweiten taktilen Musters mit gleichzeitiger visueller Aktivitätsanzeige,
- Bewertungsdialog.

Die Vergleichsprozedur soll aus den schon bekannten Gründen eine Zeit von 15 Minuten (900s) nicht überschreiten. Für einen gegenseitigen Paarvergleich von  $N$  Mustern und für den Vergleich der  $N$  Muster mit sich selbst ergeben sich insgesamt  $M$  Vergleiche:

$$M = \frac{N(N-1)}{2} + N \Rightarrow N = -\frac{1}{2} + \sqrt{\frac{1}{4} + 2M}$$

Die Muster sollen auch mit sich selbst verglichen werden, um zu überprüfen, wie gut die Versuchsperson die Bewertung der Muster durchführt. Ein Vergleich von zwei identischen Mustern ist wesentlich leichter durchzuführen als einer von unterschiedlichen. Deshalb sollte die Versuchsperson nach einiger Übung den Mustervergleich von identischen Mustern in die beste Ähnlichkeitsklasse einordnen.

Geht man von einer Bewertungsdauer von zwei bis drei Sekunden aus, einer Musterlänge von einer bis zwei Sekunden und einer Pause von einer Sekunde, so ergibt sich eine Gesamtzeit  $t$  der Bewertungsprozedur von

$$t = (1-2) \text{ s} + 1 \text{ s} + (1-2) \text{ s} + (2-3) \text{ s} = (5-8) \text{ s}.$$

Daraus kann die maximale Anzahl an Paarvergleichen  $M$  bestimmt werden:

$$M = 900 \text{ s} / 8 \text{ s} = 112,5.$$

Alle Trainingsmuster sollen gegeneinander verglichen werden und auch mit sich selbst. Die daraus resultierende Anzahl der Trainingsmuster  $N$  ergibt:

$$N = -\frac{1}{2} + \sqrt{\frac{1}{4} + 2 \cdot 112,5} = 14,51 \approx 15$$

Berechnet man für 15 Muster die maximale Versuchsdauer, liegt diese bei 16 Minuten, also geringfügig über den zuvor geforderten 15 Minuten. Da jedoch bei dieser Rechnung die Maximalzeit für die Bewertung (8 s) genommen wurde, ist zu erwarten, dass im Durchschnitt eine Versuchsdauer von 15 Minuten eingehalten werden kann.

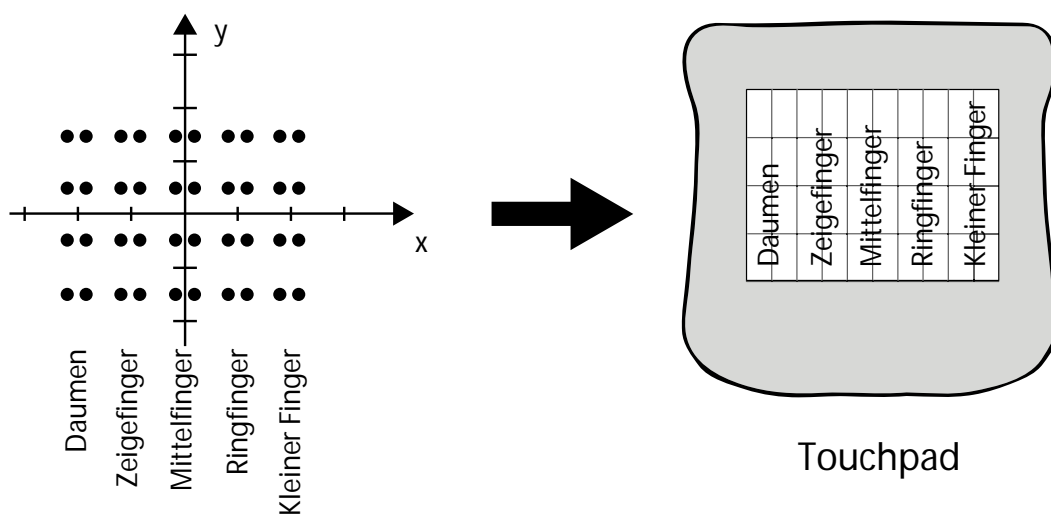
### 5.4.2 Auswahl und Erzeugung der Trainingsmuster

Um zu verhindern, dass sich der Lernalgorithmus auf eine Untermenge der Stimulationsparameter spezialisiert, müssten als Trainingsmuster alle erzeugbaren Stimulationsparameter eingesetzt werden. Da dies jedoch aufgrund der geringen Anzahl von nur 15 Trainingsmustern nicht möglich ist, sollten sie einen möglichst großen Wahrnehmungsraum abdecken, um sicher zu stellen, dass sie sich nicht auf einen lokalen Bereich im Wahrnehmungsraum beschränken. Deshalb werden die Trainingsmuster auch an die Fähigkeit des taktilen Stimulators angepasst. Sie sollen Wahrnehmungen hervorrufen, die von einer Versuchsperson gut erkannt werden können. Die Trainingsmuster unterscheiden sich in folgenden Eigenschaften:

- statische, rhythmische oder bewegende Muster
- Richtung und Geschwindigkeitsbetrag
- Variation der Intensitäten
- Stimulation unterschiedlicher Finger

Zusätzlich werden auch Muster mit zufällig kombinierten Eigenschaften erzeugt. Dabei ist nicht mehr sichergestellt, dass die Versuchsperson die Eigenschaften einzeln unterscheiden kann.

Für die Erzeugung der Trainingsmuster wurde das in Abbildung 5-6 und 5-7 dargestellte System eingesetzt. Dieses besteht aus dem 5-Finger-Stimulator, einem Touchpad und einer Person, die die Muster erzeugt. Zum Erzeugen der Muster wurden keine Versuchspersonen eingesetzt, da für die gezielte Erzeugung von Wahrnehmungen sowohl Wissen über den Stimulator als auch über die Mustererzeugung benötigt wird.



**Abbildung 5-6:** Benutzerschnittstelle zur direkten Eingabe von zeitlichen und räumlichen Stimulationsparametern. Dazu wird das Koordinatensystem der Stimulatoren auf die zweidimensionale Fläche eines Touchpads übertragen. Aus jedem Punkt, der einen Stimulator repräsentiert, wird eine rechteckige Fläche auf dem Touchpad. Befindet sich der Stift des Touchpads über diesem Rechteck, so wird der entsprechende Stimulator aktiviert.



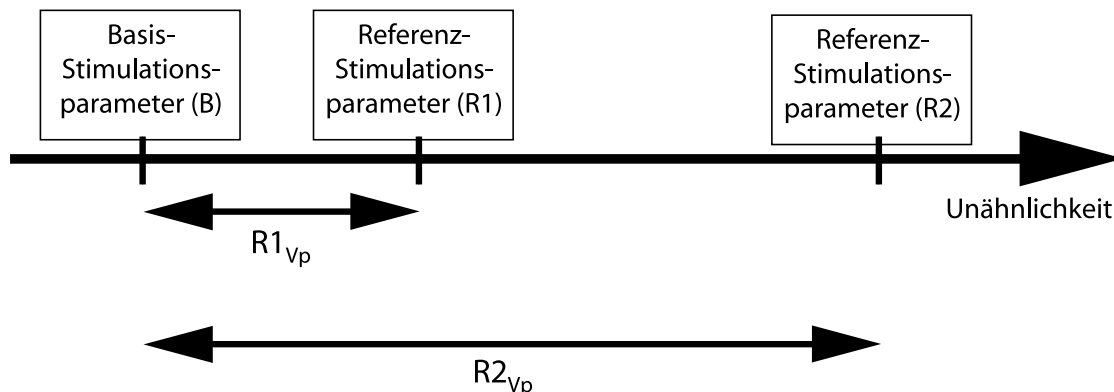
**Abbildung 5-7:** Versuchsaufbau zur direkten Eingabe von Stimulationsparametern. Links oben ist der taktile Stimulator dargestellt und rechts unten das Touchpad mit dem dazugehörigen Eingabestift.

Das Koordinatensystem  $x/y$  aus Kapitel 5.2.1 ist auf das Touchpad übertragen worden. Die weiße Fläche auf dem Touchpad stellt den aktiven Bereich dar. In diesem sind die Aktuatoren nicht mehr durch eine punktförmige Ausdehnung repräsentiert, sondern durch eine Fläche. Befindet sich der Stift des Touchpads über einer dieser Flächen, so wird der entsprechende Aktuator aktiviert und die Versuchsperson nimmt eine taktile Stimulation wahr. Mit diesem Versuchsaufbau können einfache Muster nach konkreten Vorstellungen realisiert werden.

### 5.4.3 Bewertungsmaß für die Anpassung der Gewichtungsfaktoren an die Versuchspersonen

Die deterministische Bewertungsroutine soll durch eine geeignete Wahl von Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  an die Versuchspersonen-Daten angepasst werden. Dazu müssen diejenigen Gewichtungsfaktoren gesucht werden, die eine möglichst gute Reproduktion der Versuchspersonen-Daten wiedergeben. Es wird ein Bewertungsmaß zur Beurteilung der Gewichtungsfaktoren benötigt. Weil die Bewertung der Versuchspersonen auf einer Ordinal-Skala beruht, wäre ein Maß für die Bewertung der Gewichtungsfaktoren nicht sinnvoll, das auf einer rationalen Skala basiert. Es bietet sich deshalb an, bei dem Bewertungsmaß von einer Ordnungsrelation auszugehen. Hierzu wird zunächst eine taktile Stimulation aus der Trainingsmenge als Basismuster  $B$  herausgenommen. Zwei weitere Stimulationen dienen als Referenzmuster ( $R_1$  und  $R_2$ ). Anschließend erfolgt die

Aufreihung der drei Stimulationsmuster nach ihrer Ähnlichkeit auf einer Skala, wobei die Ähnlichkeit von der Versuchsperson bewertet wird ( $R1_{VP}$  und  $R2_{VP}$ ). Dieses Vorgehen ist in Abbildung 5-8 schematisch dargestellt.



**Abbildung 5-8:** Schematische Darstellung der Ordinalskala für den Vergleich der Bewertungsroutine mit einer Versuchsperson. Es sind eine Basis-Stimulation (B) und zwei Referenz-Stimulationen (R1 und R2) dargestellt. Die Versuchsperson bewertet jede Referenz-Stimulation mit der Basis-Stimulation und gibt die Bewertungen  $R1_{VP}$  und  $R2_{VP}$  ab. Das Ergebnis ist eine Aussage welche Referenz-Stimulationsparameter ähnlicher sind zu den Basis-Stimulationsparameter. Der absolute Abstand auf der Skala wird nicht berücksichtigt.

Mit der deterministischen Bewertungsroutine wird anschließend das Ähnlichkeitsmaß zwischen B und R1 ( $R1_{DB}$ ) und zwischen B und R2 ( $R2_{DB}$ ) berechnet und mit den Bewertungen  $R1_{VP}$  und  $R2_{VP}$  verglichen. Dazu bildet man die Differenzen:

$$\begin{aligned} \text{Diff}_{VP} &= R1_{VP} - R2_{VP} \\ \text{Diff}_{DB} &= R1_{DB} - R2_{DB} \end{aligned}$$

Eine Übereinstimmung in den Bewertungen liegt vor, wenn die Vorzeichen von  $\text{Diff}_{VP}$  und  $\text{Diff}_{DB}$  gleich sind:

$$\text{sign}(\text{Diff}_{VP}) = \text{sign}(\text{Diff}_{DB})$$

Falls der Bewertungsvergleich keine Übereinstimmung ergibt, wird ein Fehlerwert um 1 erhöht. Als Basismuster und auch als Referenzmuster werden alle Trainingsmuster genutzt und nacheinander im Fehlermaß  $F(g_1-g_7)$  berücksichtigt. Man erhält so ein Fehlermaß  $F$ , das die Übereinstimmung der Bewertungen von der Versuchsperson und der deterministischen Bewertungsroutine in Abhängigkeit von den Gewichtungsfaktoren  $g_1-g_7$  angibt, wobei  $F$  auf einer Ordnungsrelation basiert.

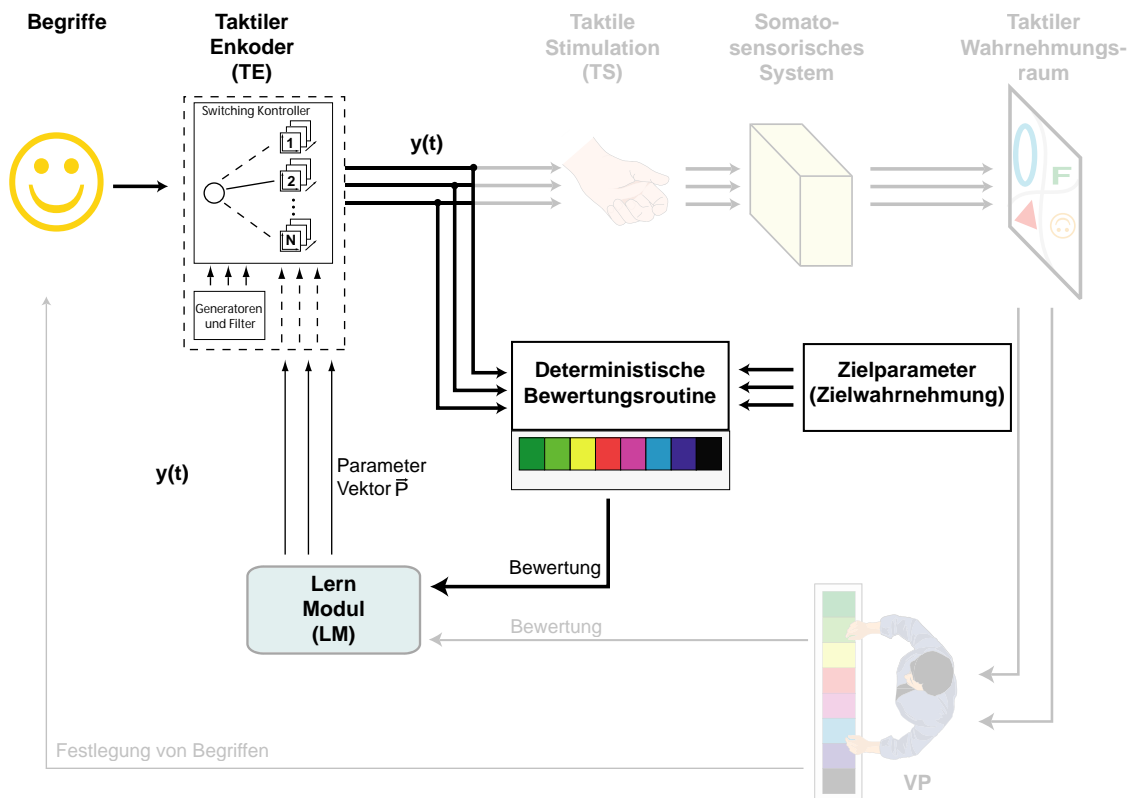
Mit Hilfe von  $F(g_1-g_7)$  kann man unterschiedliche Sätze von  $g_1-g_7$  Faktoren miteinander vergleichen. Zur Anpassung der deterministischen Bewertungsroutine an die Versuchsperson-Daten wird  $F(g_1-g_7)$  durch eine Variation von  $g_1-g_7$  minimiert. Man erhält die optimalen Faktoren  $g_{1, opt} - g_{7, opt}$ .

#### 5.4.4 Generalisierungsfähigkeit

Bevor die deterministische Bewertungsroutine zum Optimieren des Lernalgorithmus eingesetzt werden kann, muss überprüft werden, ob bei einem Vergleich von unbekanntem



Stimulationsmustern sinnvolle Ergebnisse erzeugt werden. Der Versuchsaufbau für diese Untersuchung ist in Abbildung 5-9 zu sehen.



**Abbildung 5-9:** Systemaufbau zur Untersuchung der Generalisierungsfähigkeit der deterministischen Bewertungsroutine. Die transparent dargestellten Module werden für den Versuchsaufbau nicht mehr benötigt. Die Versuchsperson wird durch die deterministische Bewertungsroutine ersetzt, welche die Stimulationsparameter vom taktilen Encoder erhält, eine Bewertung durchführt und sie an das Lern-Modul weitergibt. Da keine Versuchsperson involviert ist, können die Versuche reproduzierbar wiederholt werden. Auch die zeitlichen Einschränkungen durch den Einsatz einer Versuchsperson müssen nicht mehr berücksichtigt werden.

Es kommen der in Kapitel 3.3 vorgeschlagene „nicht-optimale“ Lernalgorithmus und die deterministische Bewertungsroutine mit dem Ziel zum Einsatz, vorgegebene Zielwahrnehmung zu finden, festgelegt durch vorgegebene Zielparameter. Dazu wird der Lernalgorithmus mit solchen Mustern initialisiert, die keine ähnlichen Wahrnehmungen zu dem Zielmuster hervorrufen. Die deterministische Bewertungsroutine greift die Stimulationsparameter des taktilen Encoders ab und liefert dem Lernmodul eine Bewertung. Dabei erhält die deterministische Bewertungsroutine permanent unbekannte Stimulationsparameter zur Bewertung. Das Lernmodul generiert Änderungsvorschläge und erzeugt so eine neue Generation von Stimulationsparametern. Bei dem Suchprozess passt der Lernalgorithmus die Stimulationsparameter iterativ an, ausgehend von den Bewertungen der deterministischen Bewertungsroutine.

Die Effizienz der Änderungsvorschläge ist für diese Aufgabe nicht von Bedeutung. Wichtig ist nur, dass das Lernverfahren das Kriterium der Erreichbarkeit erfüllt. Es könnte auch eine rein zufällige Suche durchgeführt werden. In Simulationen hat sich jedoch gezeigt, dass der Suchraum zu groß ist. Es war keine Annäherung zu beobachten. Selbst die Suche auf dem Rechner ohne Mitwirkung einer Versuchsperson wurde nach 24 Stunden abgebrochen und kam zu keinem Ergebnis.

Die Bewertungsroutine muss die immer besseren Stimulationsmuster herausuchen, indem bessere Bewertungen dem Lernmodul übermittelt werden. Nur wenn die Bewertungsroutine diese Aufgabe erfüllt, werden nach einer gewissen Anzahl von Iterationen Stimulationsparameter generiert, die eine ähnliche Wahrnehmung wie die Zielparameter auslösen. Die Bewertung der deterministischen Bewertungsroutine findet jedoch auf den Stimulationsparametern statt und nicht im Wahrnehmungsraum. Wenn die Bewertungsroutine Stimulationsparameter als ähnlich klassifiziert, muss verifiziert werden, ob diese ähnliche Wahrnehmungen auslösen wie die Zielparameter. Die Bewertungsroutine wird nur dann zur Optimierung des Lernalgorithmus herangezogen, wenn die gefundenen Stimulationsparameter des Lernverfahrens eine ähnliche Wahrnehmung wie die der Zielparameter hervorrufen. Damit sich bei diesem Vorgehen die deterministische Bewertungsroutine nicht nur auf einen Satz von Zielparametern spezialisiert, werden alle Trainingsmuster als Zielparameter nacheinander angewendet.

## KAPITEL 6

# Ergebnisse der deterministischen Bewertungsroutine

Dieses Kapitel beginnt mit der Analyse von taktilen Vergleichen der Versuchspersonen und der Trainingsmuster hinsichtlich ihrer Eignung. Dabei wird sowohl die Reproduzierbarkeit der Vergleiche untersucht, als auch die Bewertungsstrategie der Versuchspersonen. Daran schließt sich die Anpassung der deterministischen Bewertungsroutine an die Versuchspersonen-Daten an. Weiter wird der Frage nachgegangen, ob die deterministische Bewertungsroutine auch unbekannte Stimulationsmuster vergleichen kann. Alle Versuche wurden von drei Versuchspersonen durchgeführt, die mit taktilen Mustern vorher nicht vertraut waren. Sie hatten auch keine Erfahrung darin, taktile Muster zu vergleichen. Ihre Ergebnisse werden nur dann getrennt dargestellt, wenn sie sich wesentlich unterscheiden.

### 6.1 Anpassung der deterministischen Bewertungsroutine an die Versuchsperson

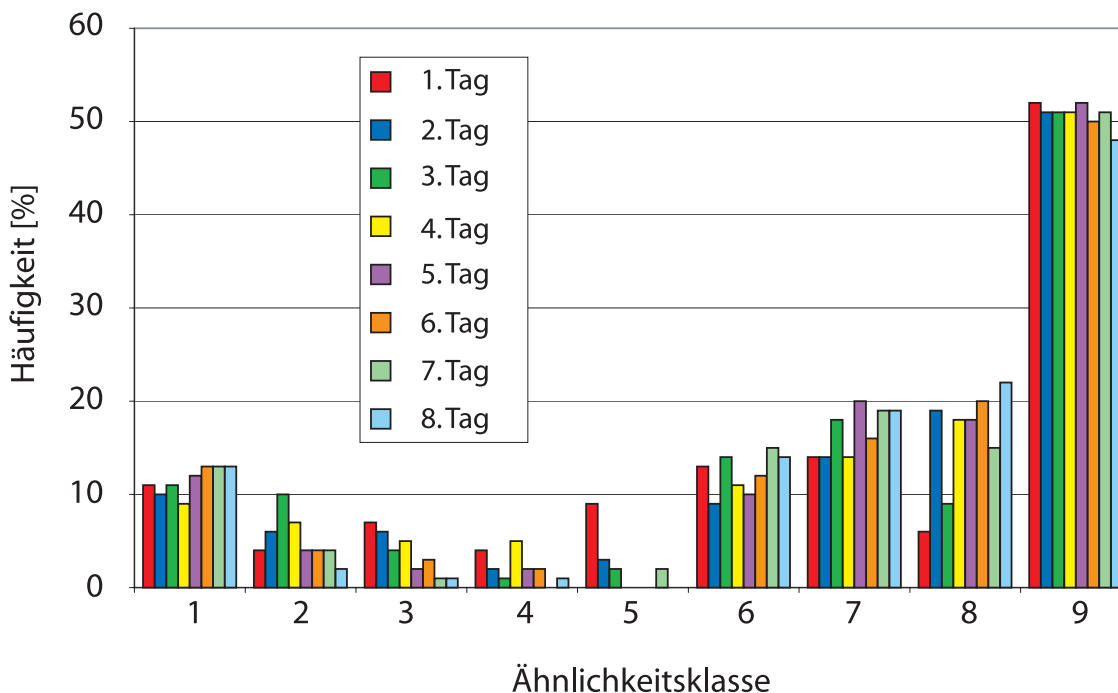
Zunächst führen die Versuchspersonen einen paarweisen Vergleich aller möglichen Kombinationen der Trainingsmuster durch. Da es 15 Trainingsmuster gibt und die identischen Muster auch miteinander verglichen werden sollen, muss die Versuchsperson insgesamt 120 Vergleiche durchführen, innerhalb einer Versuchsdauer von ca. 15 Minuten. Der Vergleich von zwei taktilen Stimulationen wird so durchgeführt wie in Kapitel 4.3.1 beschrieben. Hierbei gibt die Versuchsperson ein Ähnlichkeitsmaß an, das in neun diskrete Bewertungsstufen unterteilt ist. Die Versuchsperson wiederholt den Vergleich an mehreren aufeinander folgenden Tagen.

#### 6.1.1 Verteilung der Trainingsmuster im Wahrnehmungsraum

Es wird zunächst die Verteilung der Trainingsmuster im Wahrnehmungsraum untersucht. Eine Voraussetzung für die Trainingsmuster besteht darin, dass sich die damit hervorgerufenen Wahrnehmungen über den Wahrnehmungsraum verteilen. Demzufolge müssen bei dem Vergleich überwiegend nicht-ähnliche Bewertungen abgegeben werden.

In Abbildung 6-1 sind auf der x-Achse die Bewertungsstufen aufgetragen, wobei die Klasse neun für „unähnlich“ und eins für „ähnlich“ steht. Auf der y-Achse ist dargestellt,

wie häufig bei einem Muster-Vergleich die Ähnlichkeitsklasse gewählt wurde. Die verschiedenen Versuchstage sind in jeder Bewertungsstufe aufeinander folgend von links nach rechts aufgeführt und farblich unterschiedlich dargestellt.



**Abbildung 6-1:** Bewertungsverteilung der Ähnlichkeitsklassen von einer Versuchsperson an aufeinander folgenden Versuchstagen. Die Versuchsperson hat die vorgegebenen taktilen Stimulationen an jedem Tag miteinander verglichen und eine Ähnlichkeit der Muster in 9 Klassen angegeben. Dabei stellt die Ähnlichkeitsklasse 1 „ähnliche“ Muster dar und die Ähnlichkeitsklasse 9 „unähnliche“. In jeder Ähnlichkeitsklasse sind die Vergleiche für jeden Versuchstag nebeneinander und farblich unterschiedlich dargestellt.

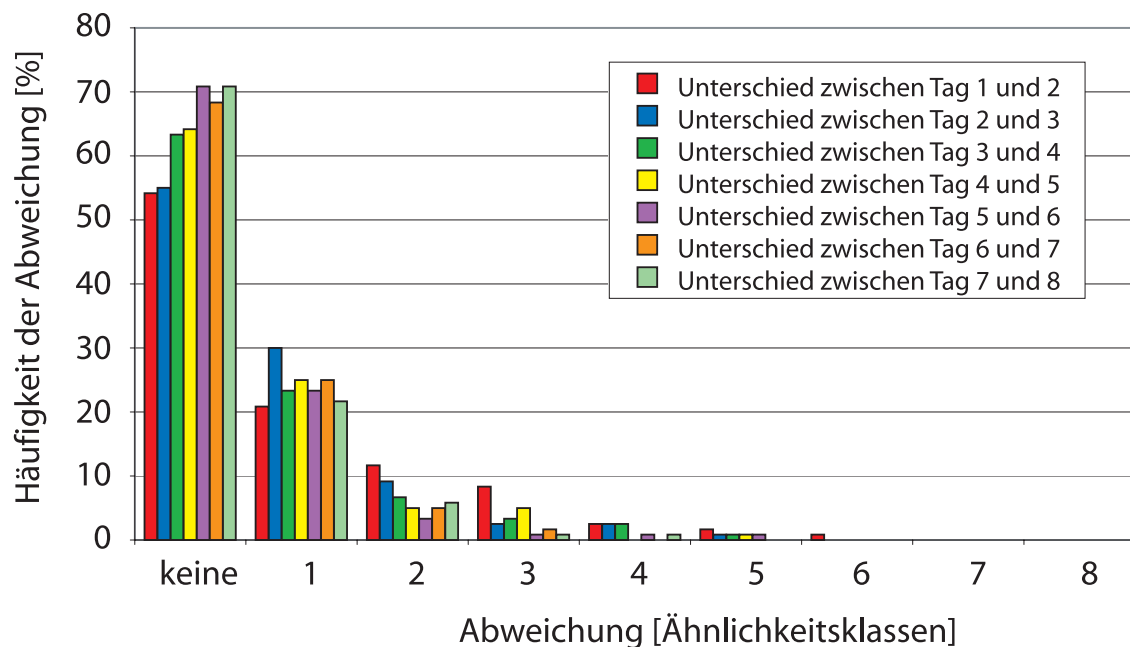
Aus Abbildung 6-1 lassen sich drei verschiedene Bereiche erkennen. Am häufigsten, mit ca. 50% der Fälle, wurde die Ähnlichkeitsklasse neun ausgewählt. Die Ähnlichkeitsklassen sechs bis acht bilden eine weitere Einheit mit einer mittleren Häufigkeit von ca. 10% bis 20%. Die Häufigkeit innerhalb dieses Bereichs nimmt von Klasse acht zur Klasse sechs ab. Die Ähnlichkeitsklassen eins bis fünf ergeben den dritten Bereich. Die Häufigkeit der Klasse fünf beträgt nur wenige Prozente und nimmt bis zur Ähnlichkeitsklasse eins auf ca. 10% wieder zu. Aus der Abbildung 6-1 ist zu ersehen, dass der größte Teil der Stimulationsvergleiche als unähnlich bewertet wird, weil die Summe der Häufigkeit der Klassen sechs bis neun bei über 80% liegt. Auch an den letzten Versuchstagen empfinden die Versuchspersonen die Trainingsdaten größtenteils als nicht ähnlich. Damit ist die Forderung (siehe Kapitel 5.4.2) erfüllt, dass die Trainingsdaten einen möglichst großen Wahrnehmungsraum abdecken sollen.

Ab dem 6. Tag wird der Vergleich identischer Muster auch immer mit der Ähnlichkeitsklasse 1 bewertet, d.h. erst am 6. Tag erkennt die Versuchsperson identische Muster. Dies gelingt jedoch nur einer Versuchsperson. Die beiden anderen Versuchspersonen haben zusätzlich durchschnittlich bei einem Vergleich die höchste Ähnlichkeitsklasse angegeben, obwohl die Muster unterschiedlich waren.

Die Abbildung 6-1 lässt nur eine Aussage über die Verteilung der Bewertungen in Ähnlichkeitsklassen zu, jedoch nicht, ob ein reproduzierbarer Mustervergleich vorliegt. Dies soll anschließend untersucht werden.

### 6.1.2 Reproduzierbarkeit eines Wahrnehmungsvergleiches

Im folgenden soll die Frage beantwortet werden, ob der Vergleich der taktilen Wahrnehmungen reproduzierbare Ergebnisse liefert. Ein reproduzierbarer Vergleich baut auf einer Klassifikation von Mustermerkmalen auf. Die Merkmale sind der Versuchsperson anfangs noch unbekannt. Sie muss die Merkmale für sich persönlich festlegen. Danach sollten sich reproduzierbare Vergleiche einstellen. Die Versuchsperson bewertet alle möglichen Kombinationen der Trainingsdaten. Jeder Mustervergleich wird nur einmal pro Versuchstag durchgeführt. Um die Reproduzierbarkeit zu überprüfen, werden die Ergebnisse von zwei aufeinander folgenden Versuchstagen verglichen und die Abweichung der Bewertungen notiert. Da es neun Bewertungsstufen gibt, beträgt die maximale Abweichung acht Stufen. Falls die Versuchsperson einen Vergleich identisch bewertet, der somit reproduzierbar ist, beträgt die Abweichung Null. In Abbildung 6-2 ist auf der x-Achse die Abweichung der Bewertungen für alle möglichen Kombinationen für die Trainingsmuster dargestellt. Auf der y-Achse ist die Häufigkeit dieser Abweichung aufgetragen. Die Vergleiche der unterschiedlichen Versuchstage sind jeweils nebeneinander aufgeführt:



**Abbildung 6-2:** Exemplarische Darstellung der Unterschiede in der Bewertungen einer Versuchsperson an mehreren Versuchstagen. Hierbei ist auf der X-Achse der absolute Unterschied in Ähnlichkeitsklassen dargestellt und auf der Y-Achse die Häufigkeit dieser Abweichung. Zur Beurteilung der Reproduzierbarkeit der Bewertung einer Versuchsperson sind die Bewertungsunterschiede der einzelnen Versuchstage dargestellt.

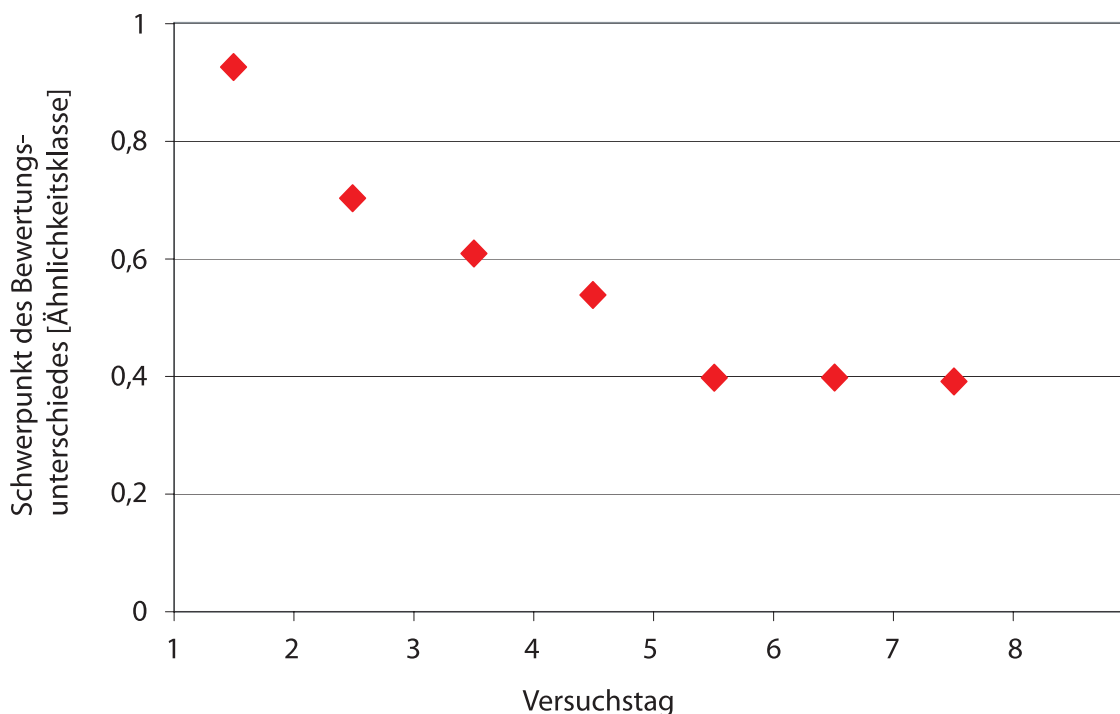
Aus Abbildung 6-2 ist ersichtlich, dass die Versuchsperson den Mustervergleich in mehr als 50% der Fälle von einem Versuchstag auf den nächsten identisch durchführt. Eine Abweichung von einer Ähnlichkeitsklasse liegt zwischen 20% und 30% der Bewertungen vor, während zwei und drei Abweichungen noch mit einer Häufigkeit von 5% - 10% auftreten. Noch größere Abweichungen kommen nur selten vor. Es sind jedoch auch Bewertungsunterschiede von fünf und größer festzustellen. Das bedeutet, dass die Versuchsperson an einem Tag die Muster als ähnlich und am nächsten Tag als unähnlich bewertet hat.

Die Häufigkeit der Mustervergleiche ohne Abweichung steigt mit der Anzahl der Versuchstage von ca. 50% auf ca. 70%. Diese erhebliche Steigerung ist darauf zurückzuführen, dass die Versuchsperson erst nach einigen Tagen ihr eigenes Bewertungsmaß gefunden hat.

In der nächsten Abbildung 6-3 wird der Schwerpunkt der Verteilung aus Abbildung 6-2 dargestellt. Er berechnet sich mit:

$$\text{Schwerpunkt} = \sum_{i=0}^8 i \cdot \text{Häufigkeit}(\text{Abweichung}_i),$$

wobei  $\text{Abweichung}_i$  die Abweichung von  $i$  Ähnlichkeitsklasse angibt.



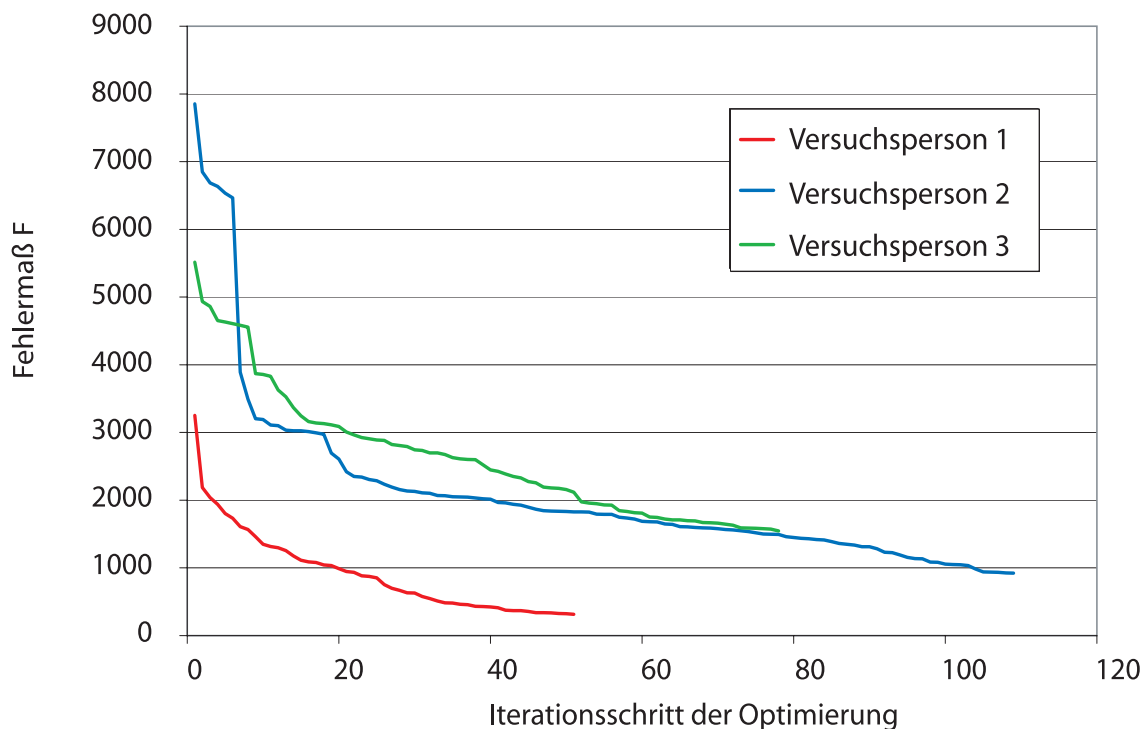
**Abbildung 6-3:** Schwerpunkt der Bewertungsunterschiede einer Versuchsperson an acht Versuchstagen.

Aus Abbildung 6-3 ist zu erkennen, dass der Schwerpunkt mit der Anzahl der Versuchstage fällt. Beim Vergleich vom ersten zum zweiten Versuchstag liegt der Schwerpunkt bei ca. 0,9. Ab dem fünften Versuchstag fällt er bis auf einen Wert von 0,4 ab. Da die Abweichung zwischen *keiner* (Schwerpunkt = 0) und *einer* Abweichung (Schwerpunkt = 1) liegt und konstant bleibt, hat die Versuchsperson nun Bewertungskriterien gefunden und kann diese bei den taktilen Vergleichen reproduzierbar anwenden. Dies ist eine wesentliche Voraussetzung, um die deterministische Bewertungsroutine an die Versuchspersonen-Daten anzupassen.

### 6.1.3 Anpassung der deterministische Bewertungsroutine an die Versuchspersonen-Daten

Zur Erstellung einer personenspezifischen Bewertungsroutine wird die deterministische Bewertungsroutine an verschiedene Benutzer angepasst. Hierzu müssen optimale Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  für die einzelnen Bewertungseigenschaften gefunden werden. Bei der Optimierung mit dem Rechner wird der Lösungsraum diskretisiert und in kleinen Schritten durchsucht. Für alle Gewichtungsfaktoren soll der Lösungsraum in 0,5er-Schritten im Intervall  $[0..10]$  durchsucht werden.

Abbildung 6-4 zeigt die Entwicklung des Fehlermaßes  $F(g_1-g_7)$  während der Suchphase. Dazu ist auf der y-Achse das Fehlermaß für drei Versuchspersonen, auf der x-Achse der Iterationsschritt der Optimierung aufgetragen. Wie das Fehlermaß berechnet wird, ist im Abschnitt 5.4.3 erläutert. In der Abbildung sind nur Werte des Fehlermaßes berücksichtigt, bei denen eine Verbesserung, verglichen zum vorherigen Iterationsschritt, aufgetreten ist.



**Abbildung 6-4:** Optimierungsverlauf des Fehlermaßes  $F(g_1-g_7)$  für drei verschiedene Versuchspersonen. Auf der Y-Achse ist das Fehlermaß abgetragen und auf der X-Achse der Iterationsschritt der Optimierung. Dabei wurde der Suchraum diskretisiert und in kleinen Schritten vollständig durchsucht. Es sind nur Iterationsschritte eingetragen, bei denen eine Verbesserung des Fehlermaßes erreicht worden ist.

Man erkennt bei allen Versuchspersonen, dass das Fehlermaß mit fortschreitender Optimierungsiteration abnimmt. Bei Versuchsperson 1 wird ein minimaler Fehlerwert von ca. 300 erreicht, bei Versuchsperson 2 ein Fehlerwert von ca. 1600 und bei Versuchsperson 3 einer von ca. 950. Es konnte in allen Fällen eine Anpassung der Bewertungsroutine an die Versuchspersonen-Daten durchgeführt und somit eine personenspezifische Bewer-

zeugung erzeugt werden. Die optimalen Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  sind in der Tabelle 6-1 zusammengestellt.

	$g_1$	$g_2$	$g_3$	$g_4$	$g_5$	$g_6$	$g_7$
<b>Versuchsperson 1</b>	0.0	1.0	2.5	5.0	0.0	5.0	2.0
<b>Versuchsperson 2</b>	2.0	0.5	0.5	4.5	0.0	0.5	4.5
<b>Versuchsperson 3</b>	1.0	0.0	1.0	4.5	0.0	2.0	1.5

**Tabelle 6-1:** Optimierte Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  für drei Versuchspersonen

Es fällt auf, dass  $g_5$  bei allen Versuchspersonen gleich Null ist, d.h. die Eigenschaft „Intensität“ hat keinen Einfluss auf die Bewertung der Trainingsmuster.

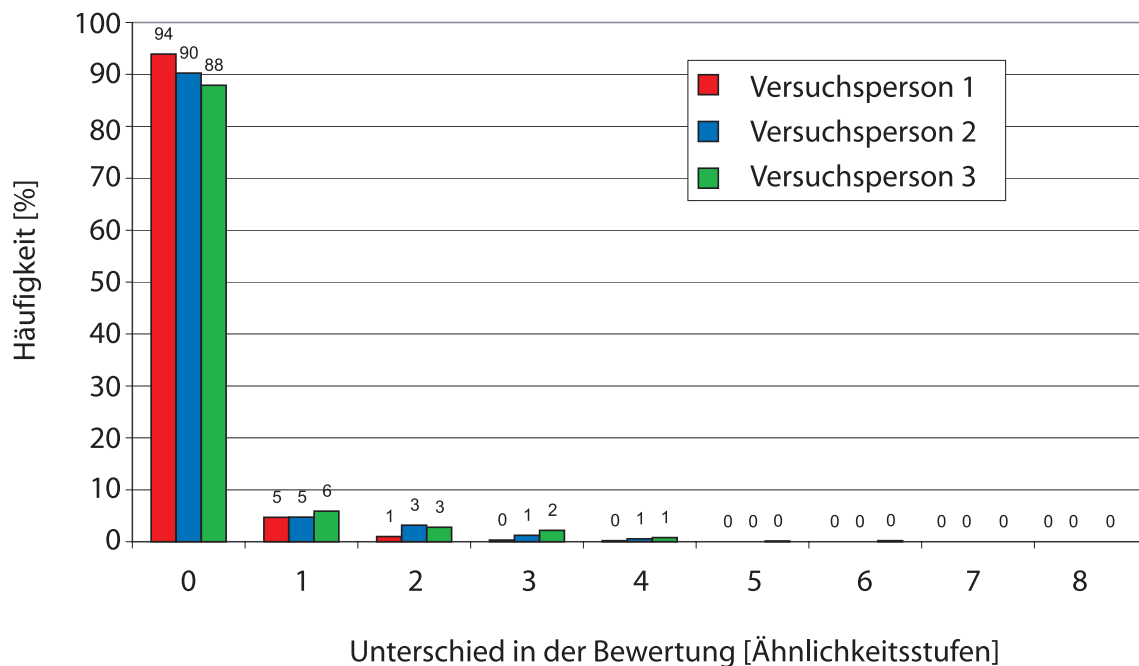
Welche Eigenschaft der jeweiligen Versuchsperson am wichtigsten erscheint, ist allein aufgrund der Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  nicht zu bewerten. Die Bewertungsroutine wird definiert durch die Gewichtungsfaktoren und die mathematische Beschreibung der taktilen Eigenschaften. Zum Vergleich der Eigenschaften miteinander muss der Ähnlichkeitswert der deterministischen Bewertungsroutine auf die einzelnen taktilen Eigenschaften aufgeteilt werden. Dies wird in Abschnitt 6.1.4 durchgeführt.

Das Fehlermaß macht keine qualitative Aussage darüber, ob die Bewertungsroutine an die Daten der Versuchsperson angepasst wurde, sondern dient nur zur Beurteilung der Optimierung der Gewichtungsfaktoren. Deshalb werden die Bewertungen der Versuchspersonen und die der Bewertungsroutine direkt miteinander verglichen. In Abbildung 6-5 sind die Unterschiede in den Bewertungen der Trainingsmuster ersichtlich.

Zur Ermittlung unterschiedlicher Bewertungen der taktilen Muster werden immer zwei Muster M1 und M2 mit einem dritten Muster M3 verglichen. Falls die Bewertungsroutine und die Versuchsperson M1 und M2, bezogen auf M3, gleich bewerten, liegt keine Abweichung vor. Falls jedoch die Bewertungsroutine M1 ähnlicher zu M3 bewertet als zu M2 und die Versuchsperson dies anders macht, also M2 ähnlicher zu M3 als zu M1, wird der Bewertungsunterschied von M2 und M1 notiert. Auf diese Weise können die Bewertungen der personenspezifischen Bewertungsroutine mit denen der Versuchspersonen verglichen werden.

Abbildung 6-5 zeigt den Unterschied der Bewertung von Versuchspersonen zur deterministischen Bewertungsroutine. Auf der y-Achse ist die Häufigkeit der Unterschiede in der Bewertung aufgetragen, auf der x-Achse der Unterschied in der Bewertung. Bei den Bewertungen der Versuchspersonen liegt in über 88% der Fälle keine Abweichung vor. Das bedeutet, dass die Versuchspersonen und die Bewertungsroutine die Muster gleich bewerten. Eine Abweichung von einer Ähnlichkeitsstufe liegt bei nur 5% bis 8% der Bewertungen vor. In diesem Fall stuft die Versuchsperson die Muster in benachbarte Ähnlichkeitsstufen ein, es liegen demnach also ähnlich Muster vor. Dies ist ein akzeptabler Wert, weil die Reproduzierbarkeit der Versuchspersonen-Daten im Kapitel 6.1.2, mit einer Abweichung von einer Bewertungsstufe bei ca. 20% liegt. Fasst man die Abweichungen der Bewertungsstufen 0 und 1 zusammen, so liegen die Übereinstimmungen bei über 95%. Hieraus sieht man, dass die Trainingsdaten durch die Bewertungsroutine ausreichend genau auf einer Ordinalskala angeordnet werden.





**Abbildung 6-5:** Vergleich der Bewertungen der Versuchspersonen mit denen der Personen angepassten Bewertungsroutine. Hierbei hat die Personen-angepasste Bewertungsroutine die gleichen taktilen Stimulationsparameter verglichen wie die Versuchspersonen. Die Häufigkeit der Unterschiede in der Bewertung von der Bewertungsroutine und den Versuchspersonen ist auf der Y-Achse abgetragen, während auf der X-Achse der absolute Unterschied der Bewertungen in Ähnlichkeitsstufen angegeben ist.

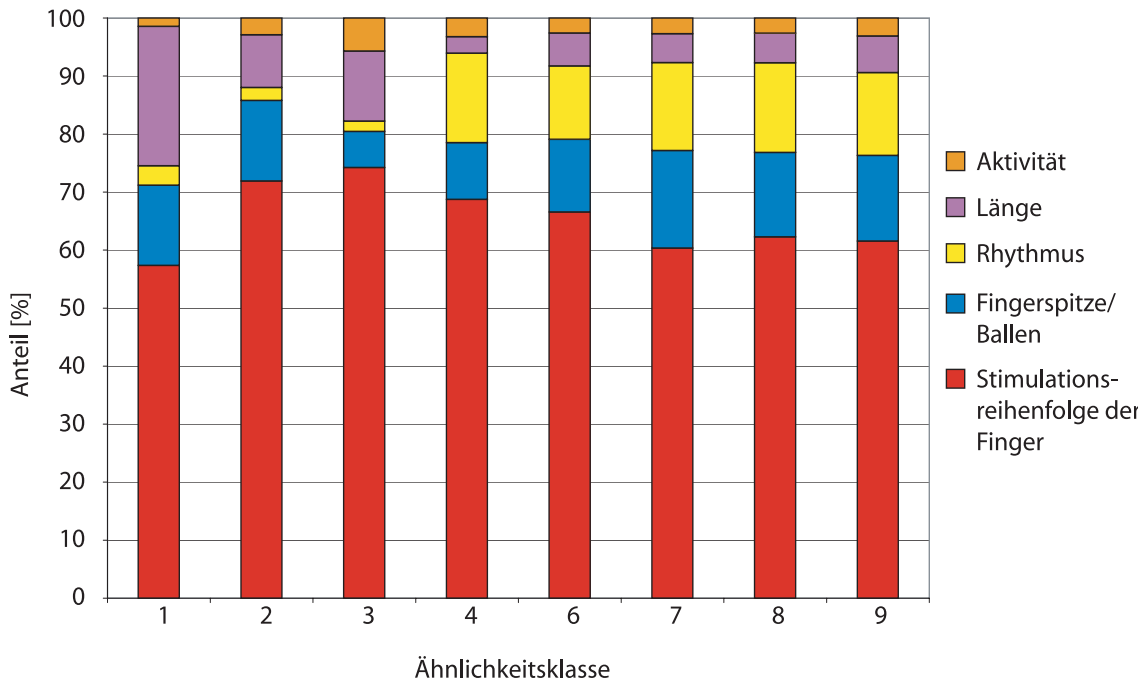
### 6.1.4 Klassifikation der Bewertungen nach taktilen Eigenschaften

Im vorigen Abschnitt erfolgte die Bestimmung optimaler Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  für jede Versuchsperson. Nun soll untersucht werden, welche Bedeutung eine Versuchsperson den Eigenschaften bei der Bewertung von zwei taktilen Reizen zumisst. Danach ist es möglich, das Verhalten verschiedener Versuchspersonen miteinander zu vergleichen.

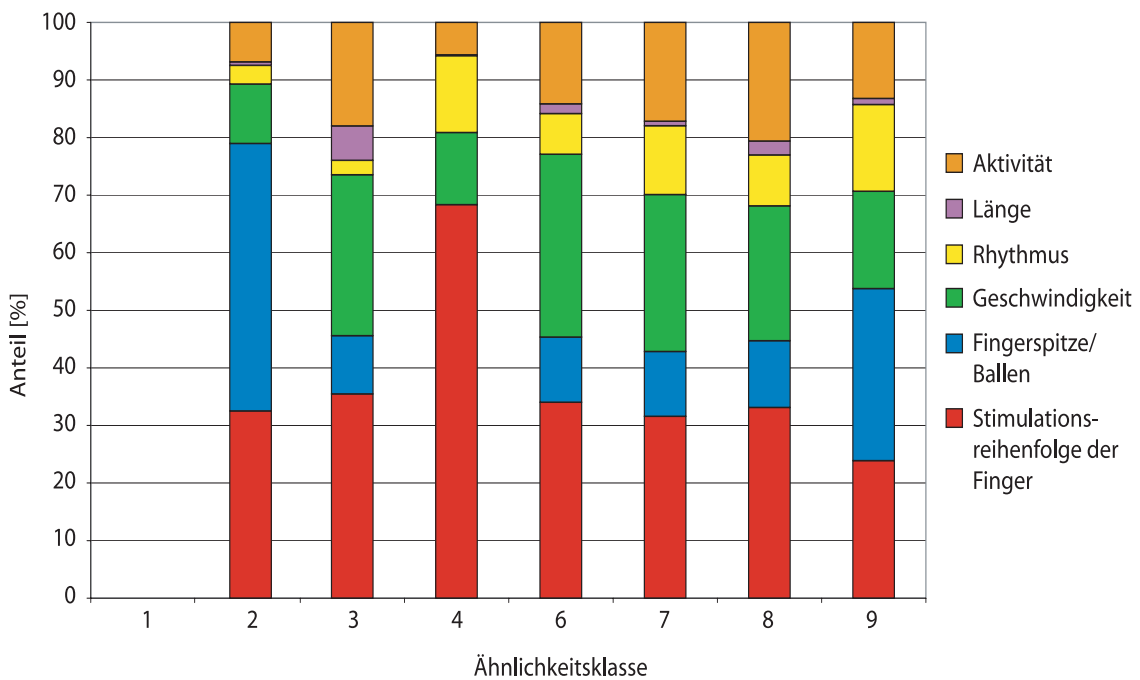
Weil eine hohe Übereinstimmung der Bewertungen zwischen der Bewertungsroutine und den Versuchspersonen vorliegt, können diese genutzt werden, um das Verhalten der Versuchspersonen zu analysieren.

Nachdem eine Versuchsperson alle Trainingsmuster bewertet hat, werden diese nach den angegebenen Ähnlichkeitsklassen sortiert. Anschließend wird ein Ähnlichkeitswert für jeden von der Versuchsperson durchgeführten Vergleich mit der deterministische Bewertungsroutine berechnet, wobei dieser in seine Anteile  $g_i \cdot AV_i$  zerlegt wird. Wichtig dabei ist, dass die optimalen Gewichtungsfaktoren  $g_1$ - $g_7$  für die Berechnung der Ähnlichkeit eingesetzt werden. Man erhält so einen Überblick, wie die Versuchsperson die Ähnlichkeitsklassen bezüglich der Eigenschaften aufteilt.

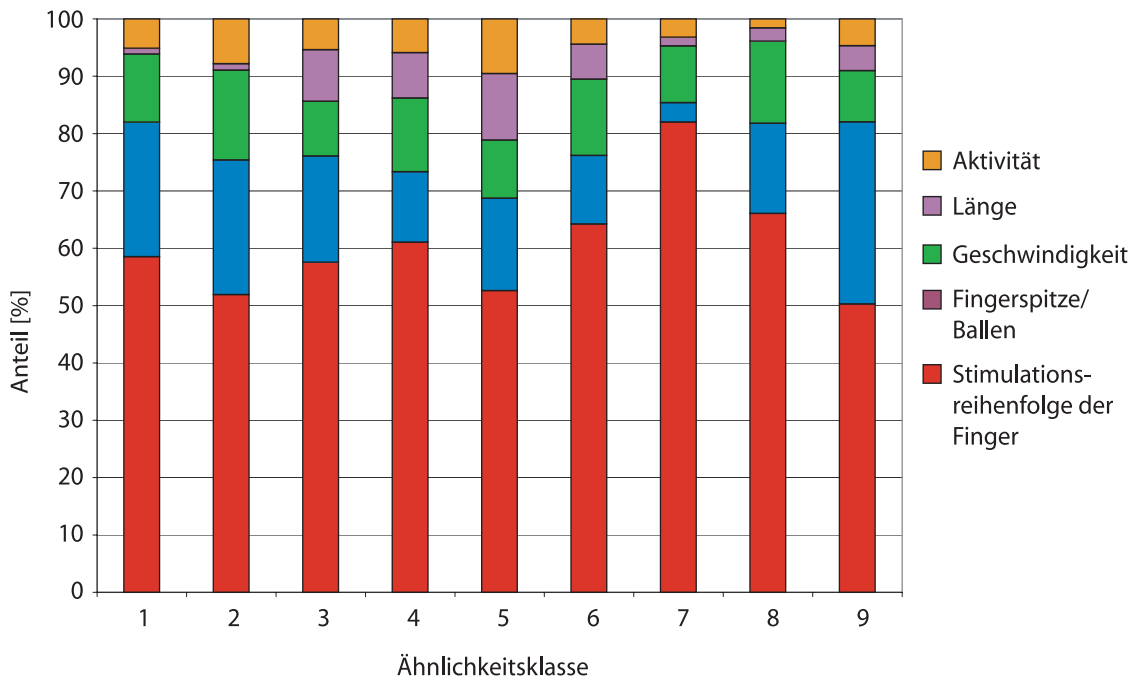
Die Ergebnisse sind in den Abbildungen 6-6 bis 6-8 dargestellt. Auf der x-Achse befinden sich die Ähnlichkeitsklassen. Auf der y-Achse ist der Anteil der unterschiedlichen Eigenschaften an den Bewertungen prozentual dargestellt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit sind keine Fehlergrenzen für die Bereiche angegeben.



**Abbildung 6-6:** Zusammenstellung der Bewertungen der ersten Versuchsperson. Die Säulendiagramme zeigen die Zusammensetzung des Ähnlichkeitswertes aus den Anteilen der einzelnen Eigenschaften  $g_i \cdot A V_i$  (Y-Achse), in Abhängigkeit der Ähnlichkeitsklasse (X-Achse).



**Abbildung 6-7:** Auswertung der Bewertungen der zweiten Versuchsperson, wie bei Abbildung 6-6 beschrieben.



**Abbildung 6-8:** Auswertung der Bewertungen der dritten Versuchsperson, wie bei Abbildung 6-6 beschrieben.

Die Abbildungen 6-6, 6-7 und 6-8 geben eine Übersicht über die Ergebnisse. Bei den Versuchspersonen trägt die Eigenschaft, welcher Finger stimuliert wurde, wesentlich zur Bewertung bei. Bei den Versuchspersonen 1 und 3 beträgt diese über 50%, bei Versuchsperson 2 ca. 30%.

Bei Versuchsperson 1 fällt weiter auf, dass der Anteil des Längenunterschiedes von ähnlichen zu unähnlichen Klassen abnimmt, dafür aber der Anteil beim Rhythmus zunimmt. Bei den Versuchspersonen 2 und 3 sind keine eindeutigen Trends auszumachen. Versuchsperson 1 klassifiziert die taktilen Stimulationen nicht nach der Geschwindigkeit, weil kein Geschwindigkeitsanteil in der Auswertung vorkommt. Für Versuchsperson 3 hingegen ist der Rhythmus nicht entscheidend für die Klassifikation.

Die Anzahl der Ähnlichkeitsklassen ist unterschiedlich bei den Versuchspersonen, denn die Ähnlichkeitsklasse 5 fehlt bei den Bewertungen der Versuchspersonen 1 und 2. Bei der Versuchsperson 2 ist keine Aufschlüsselung des Ähnlichkeitswertes für die Ähnlichkeitsklasse 1 angegeben, weil sie in dieser Klasse nur Muster eingeordnet hat, deren Stimulationsparameter absolut gleich sind. Daher kann kein Fehler berechnet werden, der anschließend auf die Eigenschaften aufgeteilt wird.

Es sei noch darauf hingewiesen, dass in den Abbildungen 6-6 bis 6-8 nur die Verhältnisse der Anteile für die unterschiedlichen Eigenschaften gegenübergestellt wurden. Der absolute Betrag wird von den ähnlichen zu den unähnlicheren Ähnlichkeitsklassen erwartungsgemäß größer.

## 6.2 Generalisierungsfähigkeit der deterministischen Bewertungsroutine

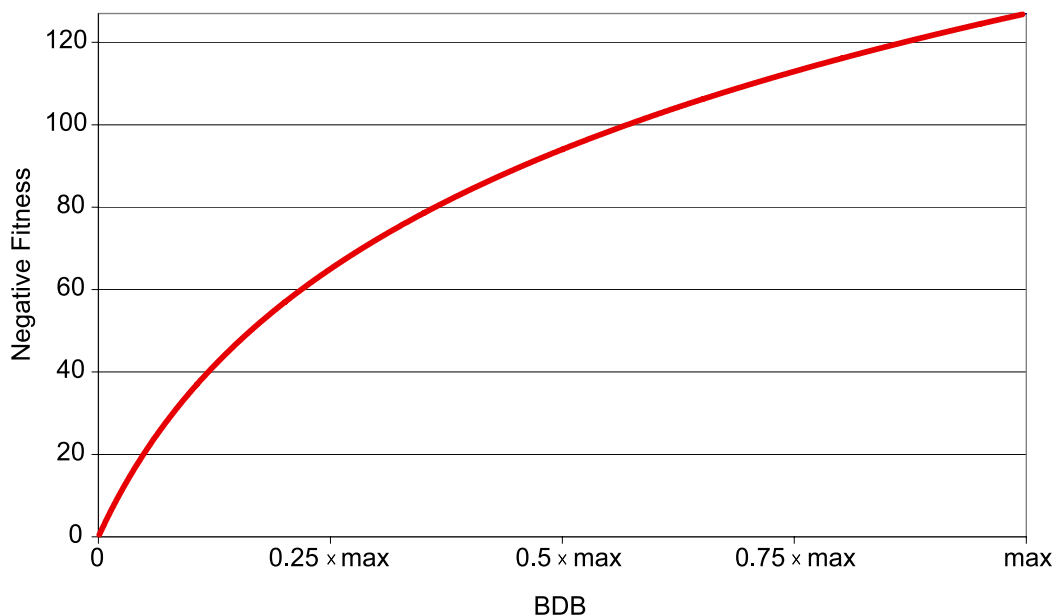
Nachdem die Bewertungsroutine an die Versuchspersonen-Daten angepasst wurde, soll sie mit dem evolutionären Algorithmus (Kapitel 3.3) auf ihre Generalisierungsfähigkeit untersucht werden. Dies ist ein besonders wichtiger Aspekt, da bei der späteren Optimierung des Lernalgorithmus ständig unbekannte Muster von der deterministischen Bewertungsroutine bewertet werden müssen.

Für diese Untersuchung wird aus der Menge der Trainingsmuster eines als Zielvorgabe ausgewählt. Anschließend muss der Lernalgorithmus mit den Bewertungen der Bewertungsroutine diese Zielstimulation finden. Die Suche beginnt bei Mustern, die unähnlich zu allen Trainingsmustern sind. Da bei einem evolutionären Algorithmus stochastische Prozesse ablaufen, wird jede Suche zehnmal wiederholt, um eine Statistik anfertigen zu können. Die Initialmuster bleiben immer gleich, um möglichst wenig Parameter zu verändern. Die Suche wird mit drei an die Versuchspersonen angepassten Bewertungsroutinen durchgeführt.

Die Bewertung der deterministischen Bewertungsroutine muss in die Fitness für den evolutionären Algorithmus umgerechnet werden. Der Bewertungswert der deterministischen Bewertungsroutine hängt erheblich von dem Lernfortschritt ab. Am Anfang der Optimierung treten große Werte (unähnliche Muster) auf, am Ende kleine Werte (ähnliche Muster). Deshalb wird eine Umrechnung verwendet, die sich an die Bewertungen jeder Generation anpasst. Außerdem soll die Fitness bei guten Bewertungen empfindlicher sein als für schlechte. Deshalb wird der Bewertungswert der deterministischen Bewertungsroutine (BDB) nach folgender Formel in eine negative Fitness umgerechnet:

$$\text{Negative Fitness} = \log\left(1 + \frac{100 \cdot \text{BDB}}{\text{max}}\right) \cdot 63,5$$

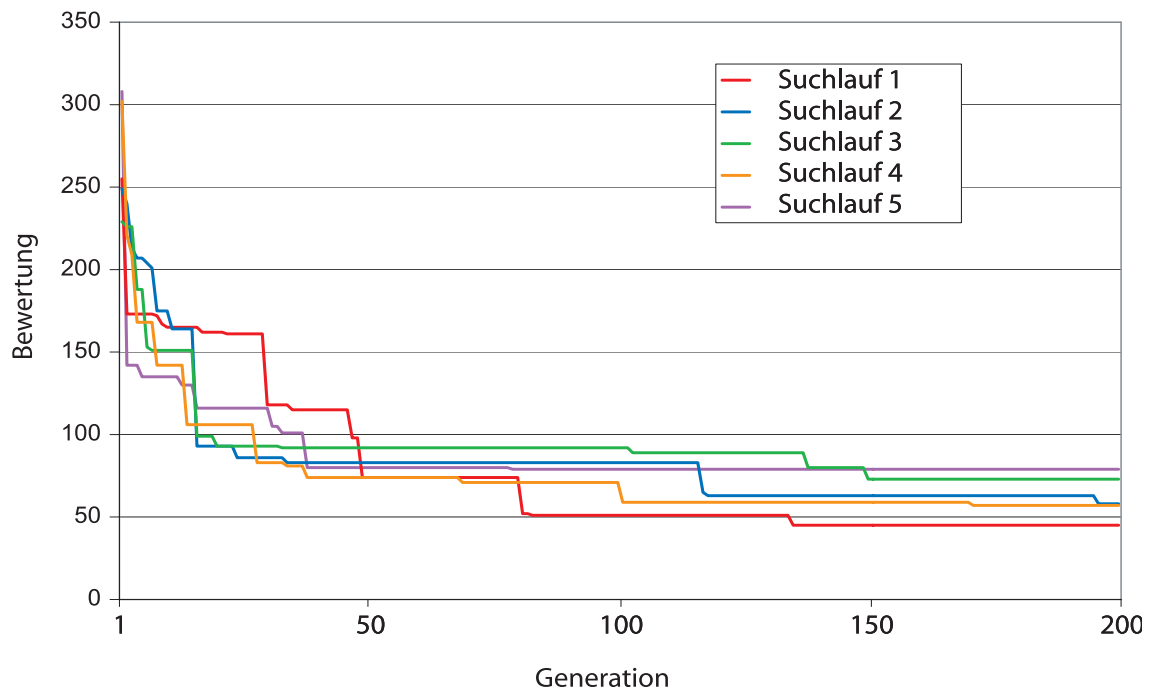
Die Umrechnung ist in Abbildung 6-9 veranschaulicht.



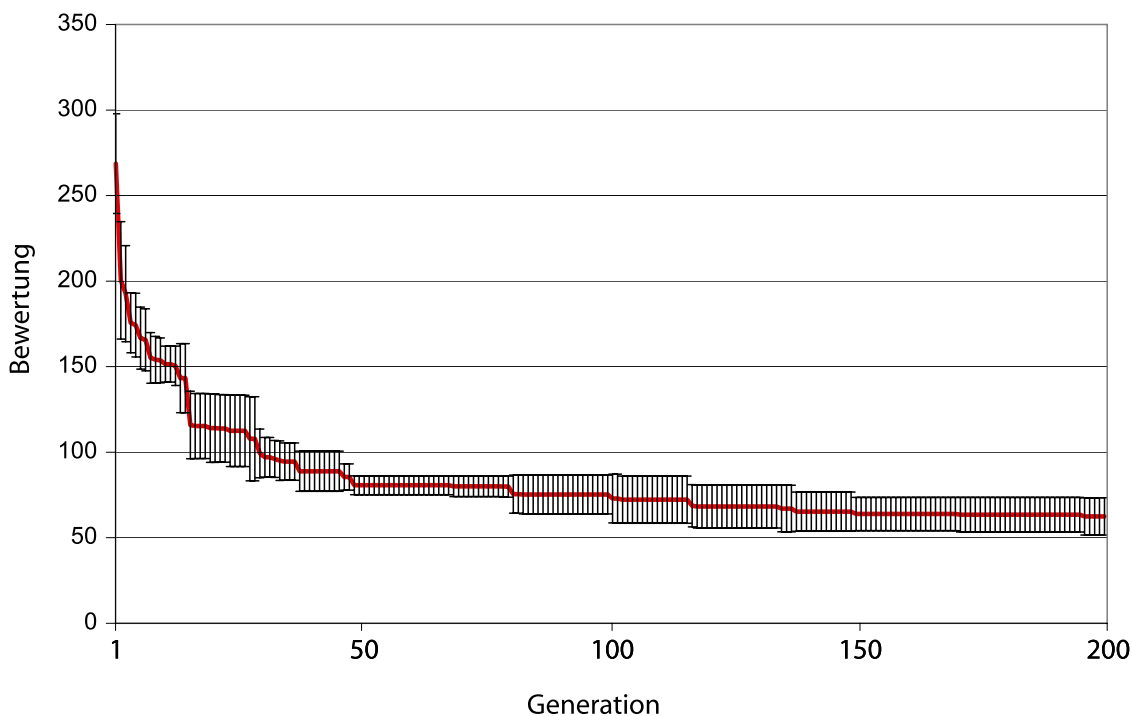
**Abbildung 6-9:** Berechnung der Fitness für den evolutionären Algorithmus, ausgehend von der Bewertung der deterministischen Bewertungsroutine. Dazu werden die Muster einer Generation mit einem Basis-Muster verglichen. Der maximale Bewertungswert einer Generation wird auf einen festen negativen Fitness Wert von 127 gesetzt. Die restlichen Bewertungen sind anschließend logarithmisch umgerechnet worden.

Der maximale Bewertungswert  $max$  wird pro Generation logarithmisch auf die negative Fitness skaliert. Negative Fitness bedeutet, je kleiner der Wert ist, desto besser ist die Bewertung. Die logarithmische Umrechnung wurde gewählt, damit bei Änderungen des BDB für kleine Werte (gute Bewertungen) die negative Fitness sich stärker ändert als für große BDB (schlechte Bewertungen).

Im Abbildung 6-10 ist die Entwicklung der Bewertung des besten Individuums einer Population für typische Optimierungsläufe zu sehen. Zur übersichtlichen Darstellung sind nur fünf von dreißig Suchvorgängen dargestellt. Auf der y-Achse befindet sich die Bewertung der Bewertungsroutine. Die Generationsschritte des evolutionären Algorithmus sind auf der x-Achse dargestellt. Es werden 200 Generationen für jeden Durchlauf berechnet. Es ist deutlich zu erkennen, dass die Bewertung der Bewertungsroutine mit steigender Generationenzahl besser wird. Der grobe Verlauf der fünf dargestellten Lernvorgänge stimmt in etwa überein. Jedoch sind auch erwartungsgemäß Abweichungen bei der Suche aufgetreten. Daher werden alle Durchläufe zu einer Lernkurve gemittelt, die von den vorgegebenen Trainingsmustern und den Parametern des Lernalgorithmus abhängt. Eine typische, gemittelte Lernkurve für ein Trainingsmuster ist in Abbildung 6-11 zu sehen. Zusätzlich sind auch die Fehler des Mittelwertes eingetragen.



**Abbildung 6-10:** Darstellung der Lernkurven bei fünfmaliger Wiederholung eines Suchlaufes des evolutionären Algorithmus. Auf der X-Achse ist die Generation des evolutionären Algorithmus abgetragen und auf der Y-Achse die Bewertung der deterministischen Bewertungsroutine. Das Zielmuster und die Startpopulation sind bei jedem Suchlauf identisch, jedoch unterscheiden sich die angewendeten Operatoren. Es ist deutlich zu erkennen, dass der Lernfortschritt bis zur ca. 30. Generation am größten ist und anschließend geringer ausfällt.

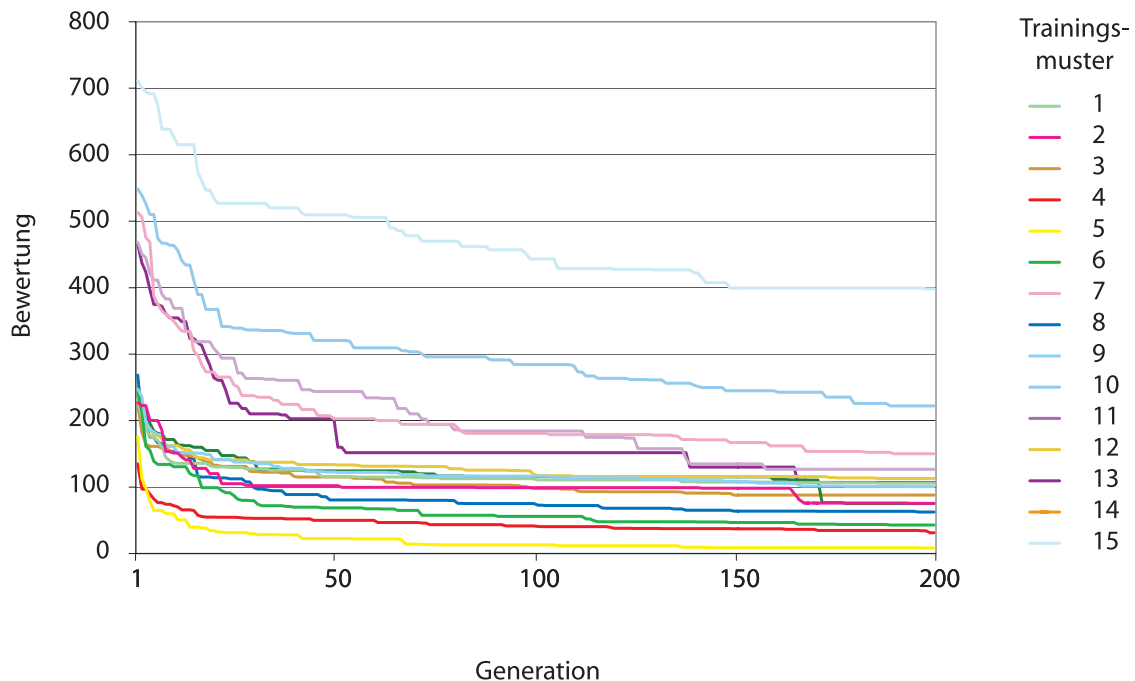


**Abbildung 6-11:** Typischer Verlauf der gemittelten Lernkurve mit dem Fehler des Mittelwertes. Die Mittelwertbildung besteht aus 10 Wiederholungen eines Suchlaufes für jede Versuchsperson, so dass für den Mittelwert 30 Wiederholungen berücksichtigt wurden. Es fällt auf, dass der Fehler des Mittelwertes von der 50. Generation bis zur 80. am geringsten ist.

Aus Abbildung 6-11 ist zu erkennen, dass der Fehler um den Mittelwert zwischen 10 und 30 Einheiten schwankt. Der Fehler für die Generationen 20 bis 50 und 80 bis 200 sind am größten. Von der 50. Generation bis zur 80. ist der Fehler des Mittelwertes am geringsten. Ein kleiner Fehler bedeutet, dass der Lernerfolg der wiederholten Suchläufe ähnlich ist, wobei ein größerer Fehler auf Unterschiede hinweist. Legt man diese Interpretation zu Grunde, so stellt man fest, dass sich der Suchvorgang in zwei Phasen aufteilt. Die erste Phase endet bei der 50. Generation. Während dieser Phase erzielt der Lernalgorithmus eine erhebliche Verbesserung der Bewertung von ca. 200 auf ca. 80. Danach bleibt der Lernfortschritt bei allen Lernvorgängen bis zur 80. Generation annähernd konstant. Anschließend folgt eine zweite Optimierungsphase, in der die Bewertung nochmal von ca. 80 auf ca. 60 verbessert werden kann. In Abbildung 6-12 sind die gemittelten Lernkurven für alle Trainingsmuster in Abhängigkeit der Generationen des evolutionären Algorithmus dargestellt.

Aus Abbildung 6-12 ist deutlich zu erkennen, dass der evolutionäre Algorithmus für jedes Muster eine Annäherung an das Zielmuster erreicht. Auch ist ersichtlich, dass innerhalb der ersten 50 Generationen ein erheblicher Lernfortschritt erreicht werden kann. Auf welchen Wert die Lernkurven jedoch konvergieren ist unterschiedlich für die verschiedenen Zielmuster. Die Lernkurven der 15 Zielmuster können aber nicht absolut miteinander verglichen werden. Dies liegt daran, dass der Bewertungswert vom Zielmuster abhängt. So wird ein Muster, an dem mehrere Aktuatoren beteiligt sind, eine höhere Abweichung in den Stimulations-Parametern haben und somit eine schlechtere Bewertung als ein Muster mit einer geringen Anzahl von aktiven Aktuatoren. Man kann daher keine allgemein gültige Aussage machen, ab welchem Bewertungswert Wahrnehmungen ähnlich sind. Der Konvergenzwert stellt somit kein Kriterium dar, ob eine ähnliche Wahrnehmung zum

Zielmuster vorliegt. Ob die gefundenen Muster ähnliche Wahrnehmungen hervorrufen wie die von den Zielmustern, wird im anschließenden Kapitel untersucht.



**Abbildung 6-12:** Gemittelte Lernkurven von 15 Trainingsmustern. Die Generation des evolutionären Algorithmus (X-Achse) ist gegen die Bewertung der deterministischen Bewertungsroutine abgetragen. Als Zielmuster kommen 15 Trainingsmuster zum Einsatz, die durch unterschiedliche Farben dargestellt sind. Die Fehlerbalken der gemittelten Lernkurven sind aus Gründen der Übersichtlichkeit weggelassen worden. Alle Lernkurven haben gemeinsam, dass der Lernfortschritt zu Beginn des Lernvorganges (bis ca. zur 30. Generation) am größten ist.

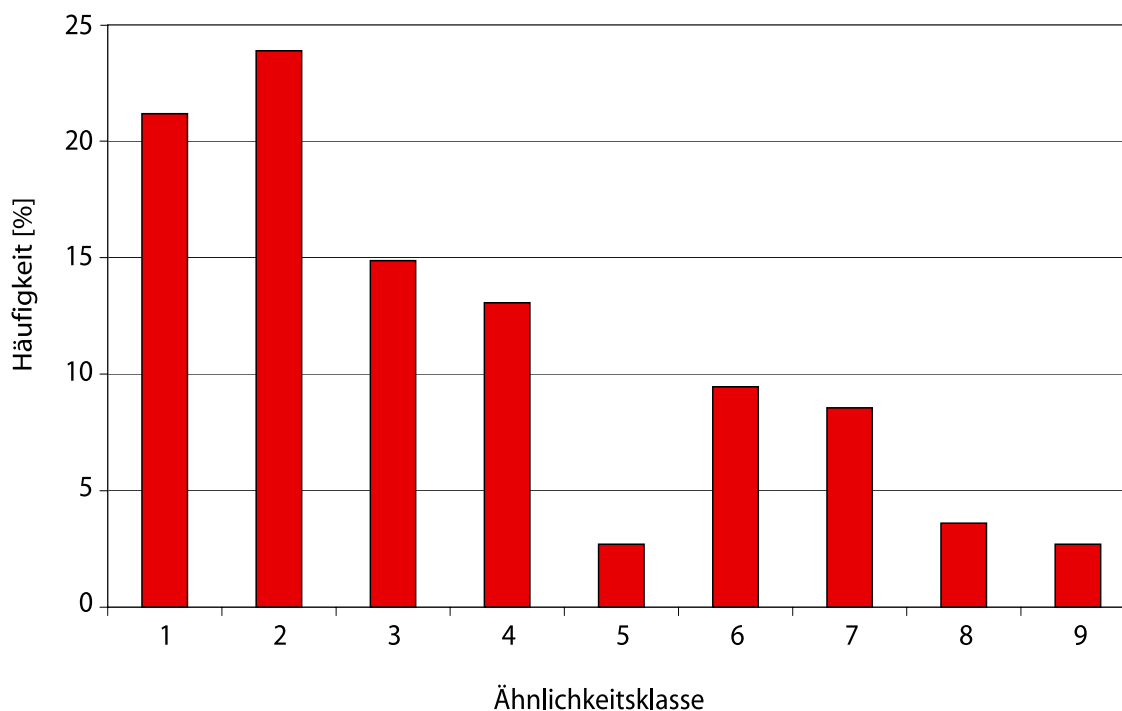
Betrachtet man den Betrag des Fehlers der gemittelten Lernkurve aus Abbildung 6-11 mit den Unterschieden bei den absoluten Bewertungen, hervorgerufen durch verschiedene Trainingsmuster, so stellt man fest, dass der Fehler des Mittelwertes gering ist gegenüber den Unterschieden der Bewertungen für die verschiedenen Zielmuster.

### 6.2.1 Bewertung der gefundenen Muster im Wahrnehmungsraum

Durch Einsatz der deterministischen Bewertungsroutine und des Lernalgorithmus werden initiale Stimulationparameter optimiert und an vorgegebene Zielstimulationsparameter angepasst. Versuchspersonen bewerten nun, ob die gefundenen Stimulationparameter ähnliche Wahrnehmungen auslösen wie die Zielparameter. Hierzu werden bei den Versuchspersonen Wahrnehmungen hervorgerufen, sowohl durch die gefundenen Stimulationsparameter als auch durch die Zielparameter. Anschließend erfolgt die Bewertung hinsichtlich der Ähnlichkeit in der Wahrnehmung durch die Versuchsperson. Die eingesetzte Vergleichsprozedur wird in Kapitel 4.3.1 beschrieben.

Die Ergebnisse der Bewertung sind in Abbildung 6-13 für alle Versuchspersonen gemeinsam dargestellt. Die Bewertungsstufen von sehr ähnlich (1) bis nicht ähnlich (9) sind auf

der x-Achse aufgetragen. Die Häufigkeit der Ähnlichkeitsklassen erscheint auf der y-Achse.



**Abbildung 6-13:** Vergleich der gefundenen taktilen Muster des Lernalgorithmus mit den Zielmustern. Das Diagramm zeigt die Ergebnisse aller Versuchspersonen. Die Versuchspersonen verglichen die hervorgerufenen Wahrnehmungen und gaben dann eine Ähnlichkeitsklasse an. Die Ähnlichkeitsklasse 1 repräsentiert sehr ähnliche Muster, die nicht unterschieden werden konnten. Muster ohne Ähnlichkeit befinden sich in der Ähnlichkeitsklasse 9.

Die Bewertungsstufe eins (sehr ähnlich) wird in 22% der Bewertungen angegeben. Am häufigsten wurde die Bewertungsstufe 2 mit 24% ausgewählt. Von der dritten Bewertungsstufe bis hin zur neunten nimmt die Häufigkeit von 15% auf 4% ab. Nur die Häufigkeit der Bewertungsstufe fünf weicht mit 3% von diesem Trend ab. Dies kann dadurch erklärt werden, dass die Defaultposition im Bewertungsdialog auf Position 5 liegt. Es ist zu vermuten, dass die Versuchspersonen eine erste Klassifikation der Muster in „ähnlich“ und „nicht ähnlich“ durchführten und damit die Bewertungsstufen eins bis vier für „ähnlich“ und die Bewertungsstufen sechs bis neun für „nicht ähnlich“ festlegten. Dadurch blieb die Bewertungsstufe fünf unberücksichtigt. Anschließend spezifizierten die Versuchspersonen die Bewertung in Unterklassen. Legt man diese Bewertungsstrategie zugrunde, so ergeben sich für die Ähnlichkeitsklassen 1 bis 4 insgesamt 74% und für die Nicht-Ähnlichkeitsklassen 6 bis 9 nur 23%. Der Schwerpunkt der Bewertung liegt zwischen den Ähnlichkeitsklassen drei und vier bei 3,5.

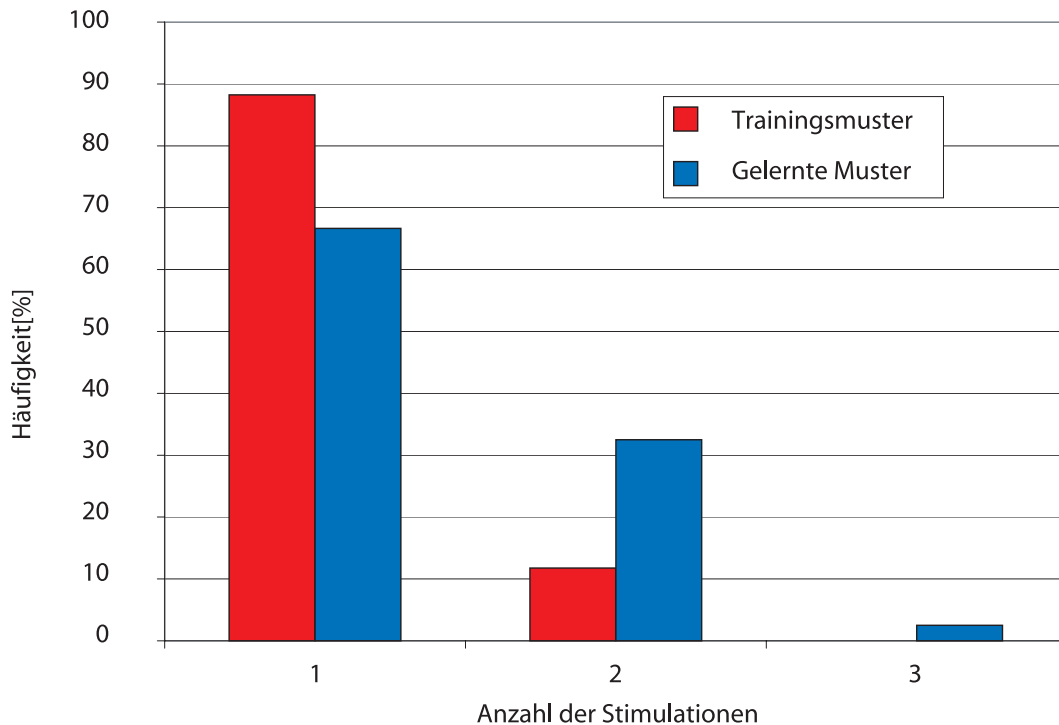
Somit haben die Versuchspersonen in 74% der Fälle beim Vergleich die Wahrnehmungen als ähnlich beurteilt.

Abschließend ist festzustellen, dass Stimulationsparameter erfolgreich mit der Bewertung der deterministischen Bewertungsroutine gefunden werden konnten und dass die deterministische Bewertungsroutine geeignet ist, den Lernalgorithmus zu optimieren.



### 6.2.2 Häufigkeit des Abrufs

Bei der Vergleichsprozedur besteht die Möglichkeit, die Muster eines Mustervergleiches wiederholt wahrzunehmen. Als nächstes soll deshalb die Anzahl der Wiederholungen untersucht werden.



**Abbildung 6-14:** Übersicht über die Anzahl der benötigten Stimulationen bei einer Bewertung von zwei Wahrnehmungen. Die Versuchspersonen konnten beim Mustervergleich die Stimulationen mehrmals abrufen. Auf der X-Achse ist die Anzahl der Stimulationen abgetragen und auf der Y-Achse die dazugehörige Häufigkeit.

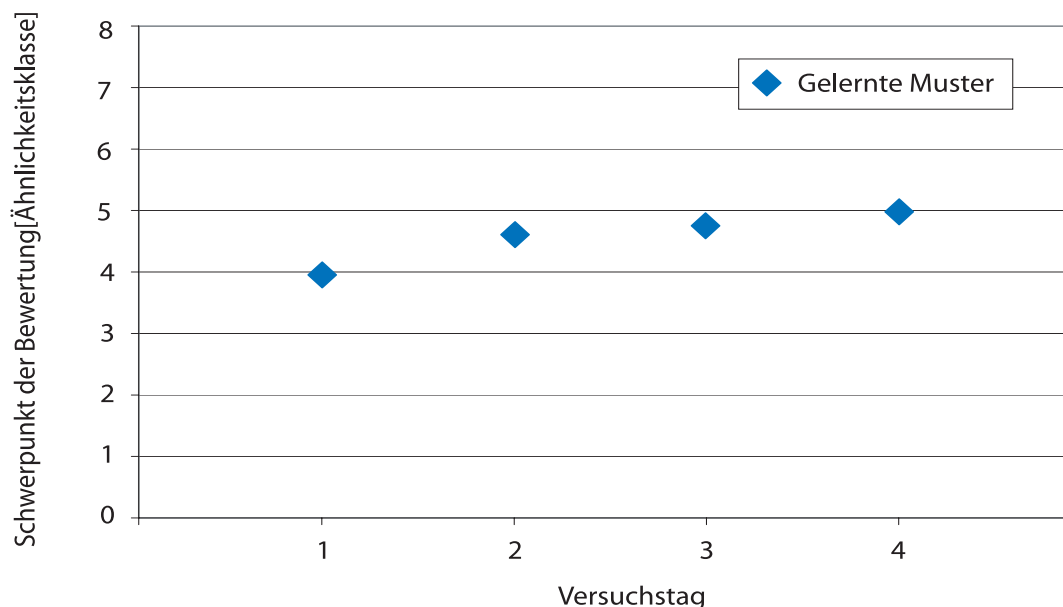
Eine Bewertung der Trainingsmuster erfolgte bei 88% der Mustervergleiche nach der ersten Wahrnehmung, also ohne Wiederholung. In nur 12% der Fälle wurde die Bewertung nach zweimaliger Wahrnehmung abgegeben. Bei den gelernten Mustern konnten 67% der Vergleiche ohne eine Wiederholung bewertet werden. Die Muster mussten zu 33% einmal wiederholt werden, bei 3% der Vergleiche sogar zweimal, um sie bewerten zu können.

Das gelernte Muster von den Versuchspersonen zur Bewertung auch mehrmals wahrgenommen werden mussten, könnte daran liegen, dass der Unterschied nicht sofort erkennbar war. Weiter zeigt diese Auswertung, dass die Trainingsmuster relativ leicht von den Versuchspersonen bewertet werden konnten, da eine Bewertung in 88% der Fälle nach dem ersten Wahrnehmen abgegeben wurde. Somit konnte auch eine weitere Anforderung an die Trainingsmuster erfüllt werden.

### 6.2.3 Schwerpunkt der Bewertung

Es soll geprüft werden, ob sich die Bewertungen der Versuchspersonen mit der Zeit ändern. Dazu wird der Schwerpunkt der Bewertungen von den gelernten Mustern (s.

Kapitel 6.1.2) betrachtet, der im folgenden Diagramm auf der y-Achse eingetragen ist. Auf der x-Achse sind die Versuchstage durchnummeriert.



**Abbildung 6-15:** Bewertungsänderung einer Versuchsperson an nachfolgenden Versuchstagen. An jedem Versuchstag wurden die gelernten Muster mit den Zielmustern verglichen. Auf der X-Achse befinden sich die Versuchstage, auf der Y-Achse der Schwerpunkt aller Vergleiche eines Versuchstages.

Bei der Bewertung der gelernten Stimulationsparameter verschiebt sich der Schwerpunkt von einem Tag auf den nächsten zu „unähnlicheren“ Bewertungen. Dies kann daran liegen, dass die Versuchsperson sich an die optimierten Stimulationsparametern angepasst hat und mit der Zeit immer mehr Details der einzelnen Muster wahrnimmt, was in diesem Fall zu einer schlechteren Bewertung führt. Dies ist ein Hinweis darauf, dass die Versuchsperson kein festes Maß für die Bewertung hat, sondern sie ihr Maß mit fortschreitender Zeit anpasst.

### 6.3 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die Auswertung der Experimente führt zu folgenden Ergebnissen:

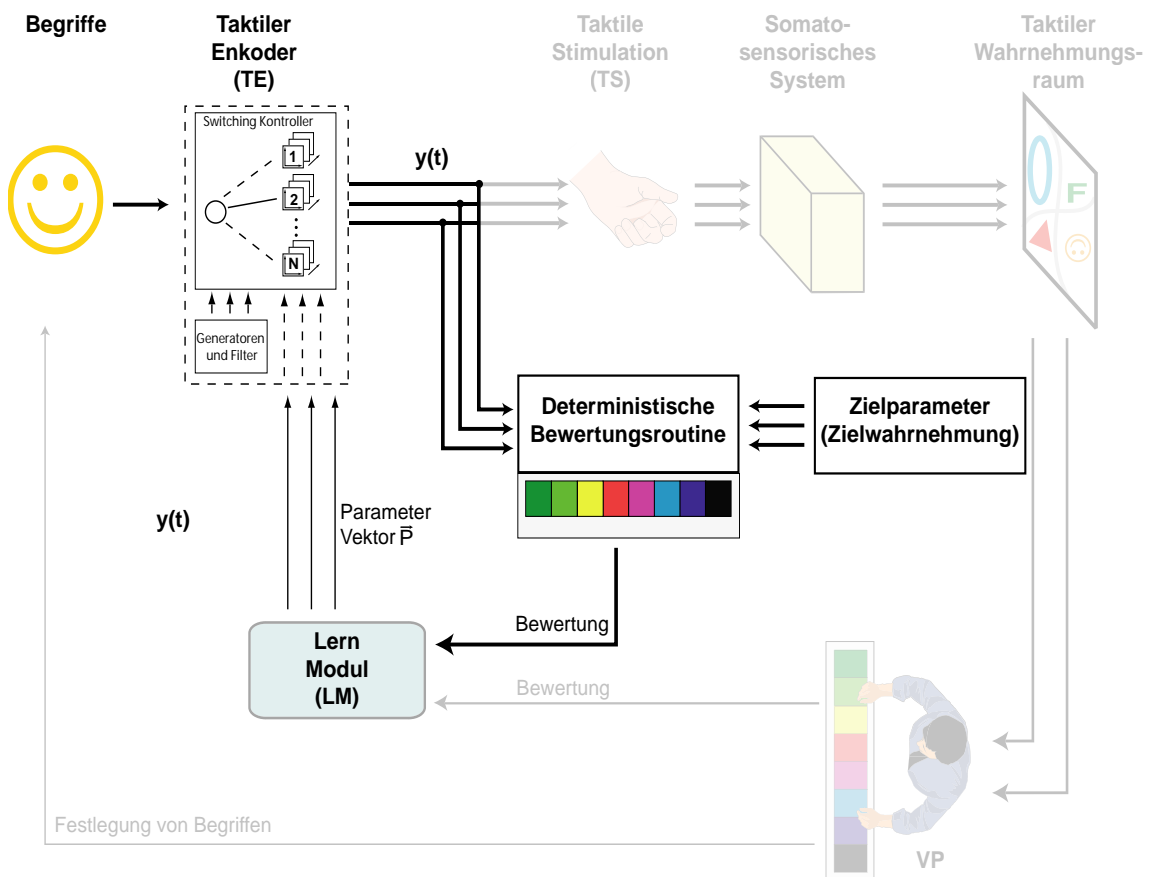
- Reproduzierbare taktile Wahrnehmungsvergleiche können erst nach einer Eingewöhnungszeit der Versuchspersonen an die taktile Stimulation erreicht werden. In den durchgeführten Versuchen betrug diese ca. 5-6 Versuchstage.
- Der Ansatz für die deterministische Bewertungsroutine führt zu hohen Übereinstimmungen mit den Daten der Versuchspersonen. Die Eigenschaften für die Klassifizierung von taktilen Mustern werden aus der Psychophysik der taktilen Wahrnehmung und aus dem Gedächtnismodell abgeleitet. Die Bewertung erfolgt durch einen sich anschließenden Zeitreihenvergleich von zwei taktilen Reizen. Abweichungen zwischen der deterministischen Bewertungsroutine und den Versuchspersonen-Daten, die größer als eine Bewertungsstufe sind, lagen unter 5%. Dieser Wert ist so gering, so dass die Personen-angepasste deterministische Bewertungsroutine für die Optimierung eines WDS eingesetzt werden kann.

- Ein Vergleich der Wahrnehmungen, ausgelöst durch die gefundenen Stimulationsparameter und die Zielparameter ergibt, dass die Versuchspersonen zu 74% ähnliche taktile Reize wahrnehmen. Dies zeigt, dass vorgegebene Zielparameter erfolgreich mit der deterministischen Bewertungsroutine zu finden sind. Zusätzlich kann dadurch die Fähigkeit zur Generalisierung der deterministischen Bewertungsroutine nachgewiesen werden, da bei der Suche permanent unbekannte Muster bewertet werden müssen.
- Das Bewertungsmaß einer Versuchsperson ist nicht konstant, sondern ändert sich schon innerhalb weniger Versuchstage. Dies kann auf einen Trainingseffekt bei der Versuchsperson zurückzuführen sein.



# Ergebnisse der Optimierung des Lernalgorithmus

In diesem Kapitel wird ein evolutionärer Algorithmus für den Einsatz in einem taktilen WDS optimiert, aufbauend auf dem Lernalgorithmus aus Kapitel 3.3. In Abbildung 7-1 ist das Schema für die Optimierung des Lernalgorithmus dargestellt:



**Abbildung 7-1:** Schema des experimentellen Aufbaus zur Optimierung des Lernalgorithmus. Die transparent dargestellten Module werden für diesen Aufbau nicht mehr benötigt. Für die Optimierung des Lernalgorithmus wird die entwickelte deterministische Bewertungsroutine eingesetzt und nicht eine Versuchsperson. Die deterministische Bewertungsroutine vergleicht die Stimulationsparameter des taktilen Encoders mit vorgegebenen Zielparametern und gibt die Bewertung an das Lern-Modul weiter. Die Parameter der deterministischen Bewertungsroutine werden hierbei festgehalten, damit das Lern-Modul optimiert werden kann.

Die Versuchsperson wird für die Optimierung nicht mehr herangezogen. Stattdessen übernimmt die deterministische Bewertungsroutine die Bewertung der taktilen Stimulationsparameter. Hierdurch werden für die Optimierung folgende wichtige Voraussetzungen erfüllt:

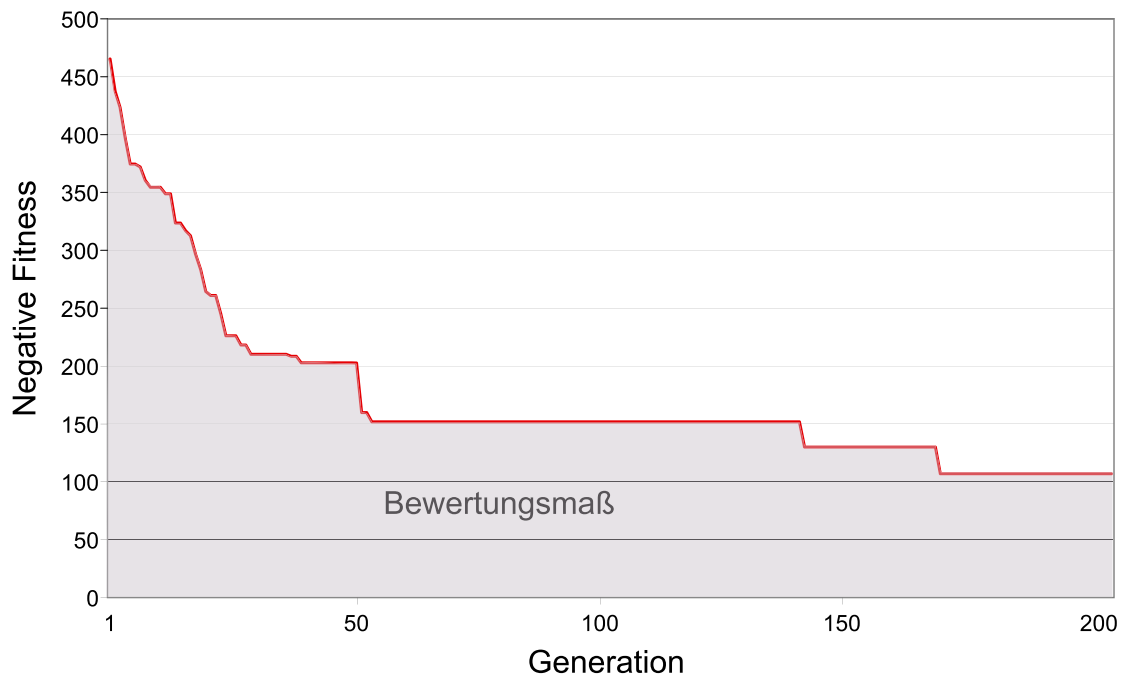
- Die Effizienz unterschiedlicher Lernalgorithmen kann miteinander verglichen werden, weil die Bewertungen der taktilen Stimulationsparameter deterministisch erfolgen.
- Es ist möglich, die Optimierung am Rechner durchzuführen, ohne von der zeitlichen Einschränkung einer Versuchsperson abhängig zu sein.
- Eine statistische Auswertung der Lernalgorithmen ist durchführbar, weil konstante Bedingungen möglich sind. Dies wird besonders bei Lernalgorithmen mit stochastischen Prozessen benötigt.

Bei der Optimierung des Lernalgorithmus soll das Zusammenspiel von Selektion, Rekombination und Mutation untersucht werden. Eine analytische Untersuchung ist aufgrund der Komplexität beim WDS und fehlender Theorien nicht möglich.

Nach Einführung des Bewertungsmaßes für einen Lernalgorithmus werden die evolutionären Operatoren Selektion, Rekombination und Mutation vorgestellt und deren Effizienz während des Lernvorganges untersucht.

### 7.1 Bewertungsmaß für den Lernalgorithmus

Abbildung 7-2 zeigt eine typische, gemittelte Lernkurve für ein vorgegebenes Zielmuster.



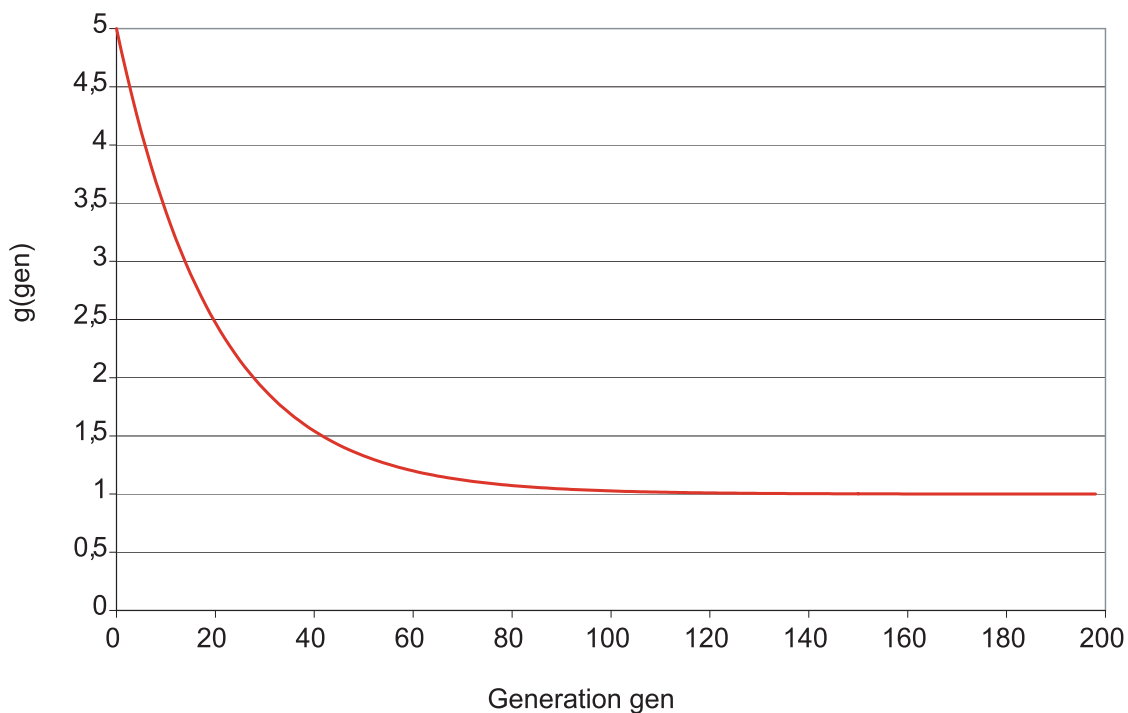
**Abbildung 7-2:** Darstellung einer typischen Lernkurve. Zur Bewertung dient die graue Fläche unterhalb der Lernkurve.

Die Effizienz eines Lernalgorithmus wird durch eine schnelle Reduzierung der negativen Fitness  $f_{\text{neg}}(\text{gen})$  beurteilt, d.h. je schneller die negative Fitness gegen Null geht, desto effizienter ist der Lernalgorithmus. Daher wird als Bewertungsmaß  $E_{\text{ff}}(\text{Lernalgorithmus})$

die Fläche unterhalb der Lernkurve gewählt. Das Ziel soll sein, einen Algorithmus zu finden, der  $E_{ff}(\text{Lernalgorithmus})$  minimiert.

$$E_{ff}(\text{Lernalgorithmus}) = \int_{\text{gen}=1}^{200} f_{\text{neg}}(\text{gen}) \quad d\text{gen}$$

Eine weitere Bedingung für den Lernalgorithmus besteht darin, dass er innerhalb der ersten Generationen eine starke Verbesserung erzielt. Deshalb kommt ein zweites Bewertungsmaß  $E_{ff2}(\text{Lernalgorithmus})$  hinzu, das Bewertungen bei kleineren Generationen stärker gewichtet als bei großen. Hierzu benötigt man eine Gewichtungsfunktion  $g(t)$ , die mit der negativen Fitness  $f_{\text{neg}}(\text{gen})$  multipliziert wird. Die Gewichtungsfunktion verläuft wie im Diagramm 7-3 dargestellt.



**Abbildung 7-3:** Gewichtungsfunktion für das gewichtete Bewertungsmaß  $E_{ff2}$ . Sie beginnt bei kleinen Generationen mit einem Faktor 5 und fällt anschließend exponentiell auf 1 ab. Dadurch wird der Optimierungsfortschritt innerhalb der ersten 50 Generationen stärker gewichtet als der in den folgenden.

Für kleine Generationen beträgt der Gewichtungsfaktor 5. Er nimmt mit steigender Generationenanzahl exponentiell ab. Ab der Generationenanzahl von ca. 100 beträgt er 1.

Das gewichtete Bewertungsmaß  $E_{ff2}(\text{Lernalgorithmus})$  ergibt sich wie folgt:

$$E_{ff2}(\text{Lernalgorithmus}) = \int_{\text{gen}=1}^{200} g(\text{gen}) \cdot f_{\text{neg}}(\text{gen}) \quad d\text{gen}$$

## 7.2 Optimierung der evolutionären Operatoren

Mit dem eingeführten Bewertungsmaß wird der nicht-optimierte evolutionäre Algorithmus aus Kapitel 3.3 optimiert. Dieser ist so konstruiert, dass das Kriterium der Erreichbarkeit erfüllt wird. Deshalb konnte auf einen Rekombinations-Operator verzichtet werden. Durch Anpassung und Erweiterung sollen die Konvergenzeigenschaften des evolutionären Algorithmus verbessert werden. Das optimale Zusammenspiel von Rekombinations- und Mutations-Operatoren kann nicht aus einer Theorie abgeleitet werden [68]. Deshalb muss diese Fragestellung für ein WDS in der Optimierungsphase untersucht werden.

Der evolutionäre Algorithmus besteht aus acht Individuen, die durch ihren Genotyp definiert sind. Jedes Individuum stellt einen Lösungskandidaten des gegebenen Problems dar, das durch unterschiedliche Eigenschaften innerhalb des Suchraumes charakterisiert wird. Individuen mit den gleichen Eigenschaften werden zu Äquivalenzklassen zusammengefasst, die man auch *Formae* nennt. Wenn beim Genotyp durch eine Maske eine *Forma* definiert werden kann, so spricht man von einem Schema. Die Eigenschaften sind sowohl im Phänotyp als auch im Genotyp festgelegt. Die geringe Anzahl der Individuen decken jedoch nicht den vollständigen Suchraum ab, sondern stellen nur Stichproben dar, mit denen der Suchprozess durchgeführt wird. Der Grundgedanke beim Rekombinations-Operator besteht darin, dass sich durch eine schrittweise Kombination positiver Eigenschaften Individuen entwickeln, die das Problem durch eine iterative Anpassung besser lösen können.

Nach welchen Eigenschaften eine Versuchsperson den Suchraum partitioniert, ist nicht bekannt. Die Rekombinations-Operatoren sollen positive Eigenschaften des Phänotyps miteinander paaren, wobei jedoch die Maske des Genotyp unbekannt ist, welche die positiven Eigenschaften bestimmt. Als Ansatz für die Rekombination werden zwei unterschiedliche Verfahren eingesetzt, eines baut auf einer Maske auf, die mit Hilfe der taktilen Zeitreihen bestimmt wird. Der andere Ansatz verzichtet auf die Verwendung von Masken und rekombiniert zufällig.

### 7.2.1 Selektions-Operatoren

Es sind in diesem Zusammenhang zwei Klassen von Operatoren zu unterscheiden, eine fitness-proportionale-Selektion und eine rangbasierte.

Zur fitness-proportionalen Selektion dient das Verfahren „Stochastic Universal Sampling“ (SUS), wie in Abschnitt 3.3.1 beschrieben. Bei der rangbasierten Selektion (RS) wird eine Rangliste von Individuen gemäß ihrer Fitness angefertigt. Anschließend legt man die ersten  $M$  Individuen in der Rangliste als Gewinner fest. Um  $N_{\text{selekt}}$  Individuen auszuwählen, werden mit der gleichen Wahrscheinlichkeit  $N_{\text{selekt}}$  Individuen von den Gewinnern selektiert. Dieses Verfahren sortiert zwar die Individuen nach ihrer Fitness, jedoch hat die Fitness dann keinen weiteren Einfluss auf den Auswahlprozess der Selektion mehr, wenn die Gewinner feststehen. Die Selektions-Wahrscheinlichkeit ist also nicht proportional zur Fitness der Individuen. Dadurch ist es möglich, dass ein Individuum mit einer geringen Fitness zu den Gewinnern gehört und demnach auch genauso häufig ausgewählt werden kann wie das Individuum mit der besten Fitness. So werden auch schlechter bewertete Individuen selektiert, wodurch die Diversität der Population höher ist als bei einer fitness-proportionalen Selektion.



### 7.2.2 Mutations-Operatoren

Zusätzlich zu den Mutations-Operatoren M aus Kapitel 3.3.2 (Hinzufüge- und Löschope- ratoren) werden weitere eingeführt, welche die Stimulationen räumlich und zeitlich ska- lieren und mit M+ bezeichnet werden. Die räumlichen und zeitlichen Operatoren sind in der Tabelle 7-1 aufgelistet. Zusätzlich ist dort angegeben, in welchem Wertebereich und mit welcher Auflösung die Operatoren arbeiten.

Operatoren	Wertebereich
Verschiebung des Stimulationsmusters bezüglich der Fingerposition	Es sind Verschiebungen zugelassen, die die Stimulation nicht außerhalb der Aktuatoren verschieben, Auflösung: halbe Fingerbreite
Drehung des Stimulationsmusters	0° - 360°, Auflösung 30°
Größe der Änderung der Stimulation (Intensität), unabhängig in x- und y-Richtung	Faktoren: 0.25, 0.5, 2, 4, 8
Eine zeitlich Skalierung der Stimulationsmuster (langsamer/schneller)	Faktoren: 0.25, 0.5, 2, 4, 8
Eine zufällige Änderung der Bewegungsrichtung	0° - 360°, Auflösung 30° pro Zeitscheibe

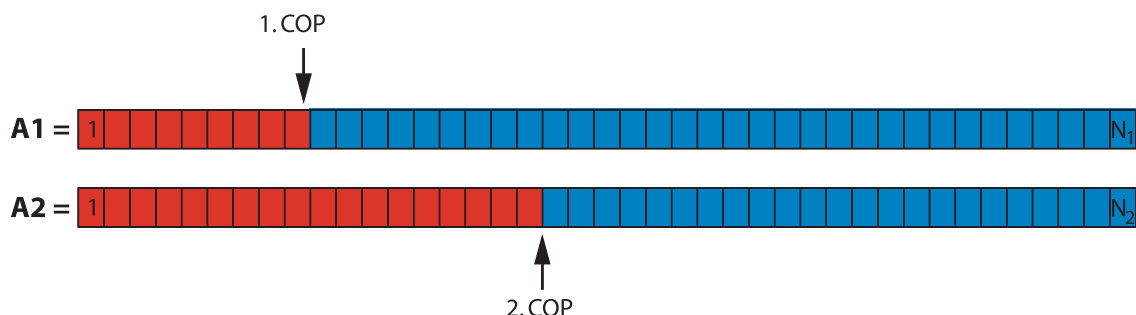
**Tabelle 7-1:** Zusammenstellung der räumlichen und zeitlichen Operatoren des dazugehörigen Wertebereichs und deren Auflösung.

### 7.2.3 Rekombinations-Operatoren

Zur Rekombination werden zwei verschiedene Operatoren eingesetzt, einer rekombiniert stochastisch und der andere berücksichtigt taktile Eigenschaften, abgeleitet aus den Zeitreihen (Kapitel 5.2).

#### One-Point-Crossover (OPC)

Ein Standard-Rekombinationsoperator für evolutionäre Algorithmen ist der Crossover-Operator. Beim Crossover wird der Genotyp zweier Individuen zufällig an einer Stelle (Cross-Over-Point, COP) geteilt. Da die Länge eines Genotyps nicht konstant sein muss, kann der COP für beide Individuen unterschiedlich sein. Abbildung 7-4 verdeutlicht dieses Vorgehen:



**Abbildung 7-4:** Schematische Darstellung des Crossovers. Es sind zwei unterschiedliche Individuen durch ihren Genotyp dargestellt (A1 und A2). Die Schnittpunkte (Cross-Over-Points, COP) jedes Genotyps wurden durch zwei Pfeile markiert. Die dadurch entstehenden Bereiche sind rot und blau markiert. Zur Rekombination wird ein roter Bereich mit dem blauen Bereich des anderen Individuums getauscht.

Man wählt zufällig einen ersten und einen zweiten Abschnitt und kombiniert beide zu einem neuen Individuum. Bei der Generation neuer Individuen werden solche, die identisch zu den Eltern sind, nicht zugelassen. Beim Crossover werden die Crossover-Punkte zufällig in der Annahme bestimmt, dass die Gensequenz ausgewählt wird, welche die positiven Eigenschaften des Stimulationsmusters beinhaltet. Führt man dieses Vorgehen sehr häufig aus, stimmt diese Annahme auch. Jedoch besteht die Gefahr, dass bei einer geringen Anzahl von Anwendungen der Crossover-Punkt so gewählt wird, dass gute Eigenschaften eines Individuums sogar zerstört werden. Wieviele Crossover-Punkte erforderlich sind, kann deshalb nicht angegeben werden, weil man die Länge einer guten Eigenschaft nicht kennt. Um möglichst wenige der guten Eigenschaften zu zerstören, wird eine Rekombination mit nur einem COP und somit mit einem One-Point-Crossover Operator (OPC) eingesetzt.

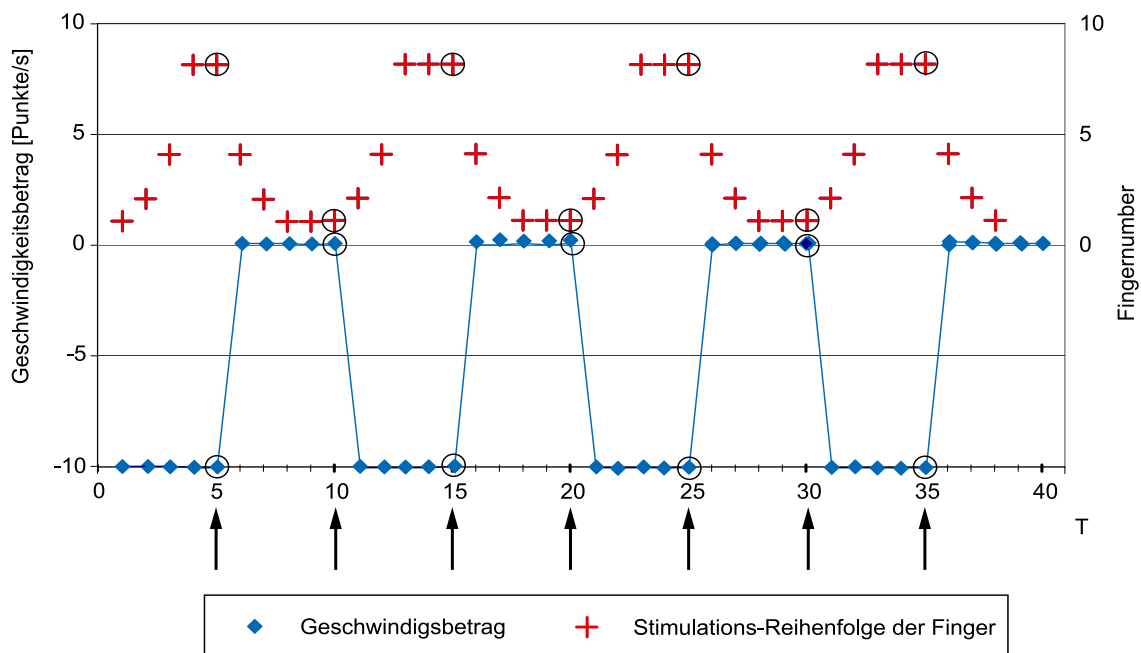
### Taktile Eigenschafts-Rekombination (TER)

Bei der taktilen Rekombination geschieht die Wahl der Crossover-Punkte nicht mehr zufällig, sondern mit Hilfe der taktilen Eigenschaften aus Kapitel 5.2. Dazu werden in den Zeitreihen Stellen markiert, an denen die Differenz von einem Zeitpunkt zum nächsten das Vorzeichen wechselt und eine vorgegebene Schwelle überschritten wird. Diese Schwelle ist für jede Zeitreihe separat zu bestimmen. Dazu muss zuerst der maximale Unterschied in der Zeitreihe ermittelt werden. Anschließend wird die Schwelle so festgelegt, dass maximal sieben Zeitpunkte markiert werden. Hier liegt die Annahme zugrunde, dass eine Versuchsperson maximal sieben aneinander gereihte Merkmale in einer Stimulation erkennen kann. Für die verschiedenen Eigenschaften sind in Tabelle 7-2 die aus ihnen resultierenden taktilen Merkmale aufgelistet.

Eigenschaft	Merkmale der taktilen Rekombination
Geschwindigkeitsbetrag	Übergang von einer statischen zu einer bewegten Stimulation oder umgekehrt
Rhythmus	Übergang eines rhythmischen zu einem nicht rhythmischen Muster
Stimulationsreihenfolge der Finger	Richtungswechsel in der Stimulationsreihenfolge, unabhängig von der Geschwindigkeit
Stimulationsreihenfolge von Fingerspitze zum Ballen	Richtungswechsel in der Stimulationsreihenfolge, unabhängig von der Geschwindigkeit
Intensität der Stimulation	Deutliche Änderung der Stimulationsintensität eines Musters

**Tabelle 7-2:** Gegenüberstellung der taktilen Eigenschaften und der dazugehörigen taktilen Merkmale, mit denen eine Rekombination stattfinden kann.

Wenn zu einem Zeitpunkt  $t$ , bei unterschiedlichen Zeitreihen eines Musters, eine Stelle markiert ist, wird dort ein Crossover-Punkt festgelegt. Dieses Vorgehen ist in der Abbildung 7-5 verdeutlicht.



**Abbildung 7-5:** Bestimmung der Crossover-Punkte mit Hilfe der taktilen Zeitreihen. Es sind zwei taktile Eigenschaften exemplarisch veranschaulicht, der Geschwindigkeitsbetrag durch blaue Rauten und die Stimulationsreihenfolge der Finger durch rote Kreuze. Die Zeitpunkte, an denen die Änderung einer taktile Eigenschaft ihr Vorzeichen wechselt, werden durch einen Kreis hervorgehoben. Treten mehrere Vorzeichenänderungen gleichzeitig auf, wird zu diesem Zeitpunkt ein Crossover-Punkt gesetzt, der durch einen Pfeil gekennzeichnet ist.

In Abbildung 7-5 sind die Zeitreihen für den Geschwindigkeitsbetrag und für die Stimulations-Reihenfolge der Finger dargestellt. Zusätzlich sind die Zeitpunkte mit einem Kreis markiert, an denen ein Vorzeichenwechsel vorliegt und die Schwelle überschritten wird. Ist nun ein bestimmter Zeitpunkt in mehreren Zeitreihen markiert, so wird an dieser Stelle ein Crossover-Punkt gesetzt.

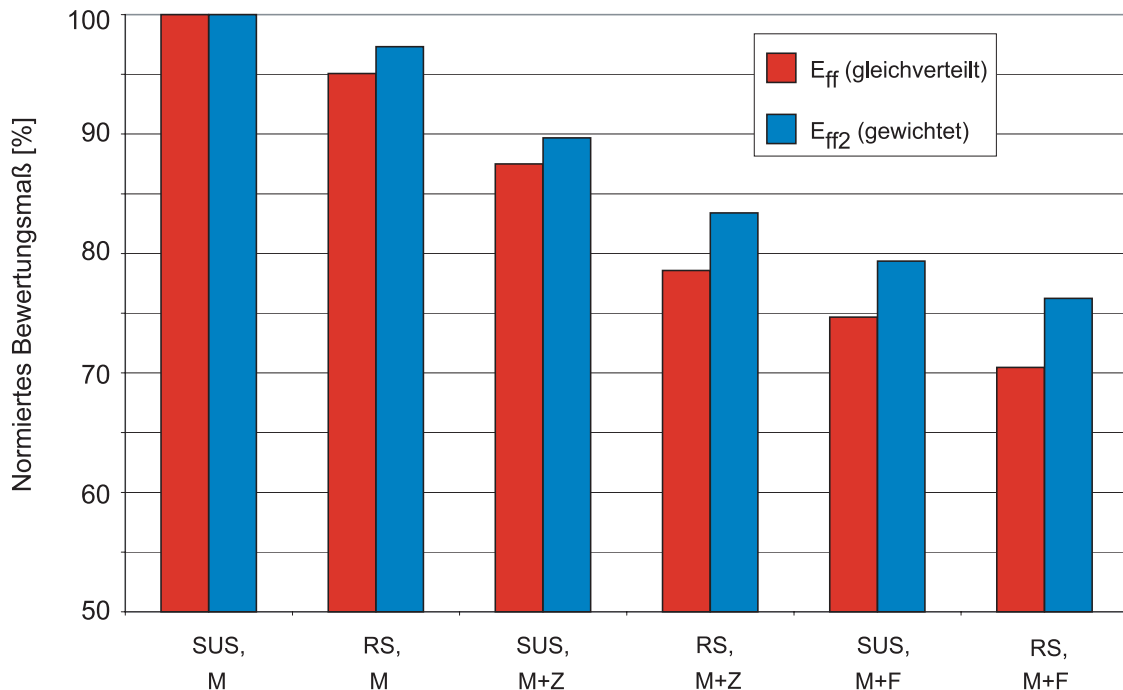
Als Ergebnis erhält man Crossover-Punkte, die nicht mehr zufällig gewählt wurden, sondern abgeleitet sind von taktilen Merkmalen. Auch die Anzahl der Crossover-Punkte ist nicht mehr auf 1 festgelegt, sondern richtet sich nach den taktilen Mustern. Dadurch können auch Bereiche ausgewählt werden, die mitten in einer Zeitreihe liegen. Dies war beim OPC nicht möglich, entweder enthielt ein Bereich immer den Anfang oder das Ende des Genotyps.

## 7.2.4 Reihenfolge der Operatoren

Eine weitere wichtige Eigenschaft eines evolutionären Algorithmus ist die Reihenfolge der Operatoren. Ein Lernalgorithmus besitzt im allgemeinen  $Z$  Operatoren, die nacheinander auf die Individuen angewendet werden. Ob die Reihenfolge der Operatoren einen Einfluss auf den Lernalgorithmus hat, sollen zwei verschiedene Vorgehensweisen klären. Einmal werden die Mutations-Operatoren zufällig ausgewählt ( $M+Z$ ) und eingesetzt. Bei dem anderen Ansatz wird eine feste Reihenfolge definiert ( $M+F$ ). Erzeugt ein Operator ein besseres Individuum, wird dieser nochmals angewendet. Wenn er dazu nicht in der Lage ist, kommt der nächste Operator in der Liste an die Reihe.

## 7.2.5 Lernalgorithmen mit Selektion und Mutation

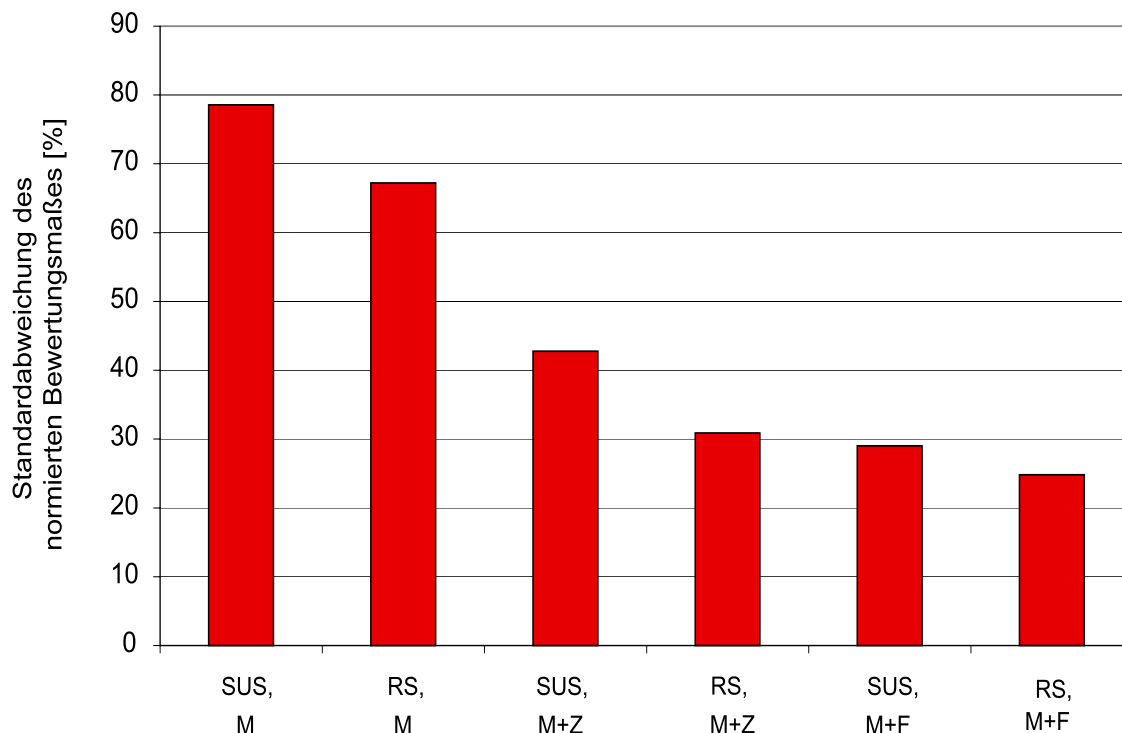
Dieser Abschnitt untersucht Lernalgorithmen, die nur aus Selektion und Mutation bestehen. Zum einen ist der Einfluss unterschiedlicher Selektions- und Mutationsverfahren zu untersuchen, zum anderen welchen Einfluss die Reihenfolge der Operatoren besitzt. Die Ergebnisse sind im Diagramm 7-6 dargestellt [69] [70].



**Abbildung 7-6:** Übersicht der Ergebnisse für Lernalgorithmen, die aus Selektion und Mutation bestehen. Auf der X-Achse sind Lernalgorithmen, bestehend aus Selektions- und Mutationsoperatoren dargestellt und auf der Y-Achse das dazugehörige normierte Bewertungsmaß. Dabei wurde der schlechteste Lernalgorithmus auf 1 normiert. Rot sind die Ergebnisse für das gleichverteilte Bewertungsmaß gekennzeichnet und blau die für das gewichtete Bewertungsmaß.

Bei einem Vergleich der beiden Selektionsmethoden ist festzustellen, dass die rangbasierte Selektion (RS) immer bessere Ergebnisse liefert als die fitness-proportionale (SUS). Für die Mutations-Operatoren ergibt sich, dass es nicht ausreichend ist, Aktivitäten nur hinzuzufügen oder zu löschen (M). Die Algorithmen, die zusätzlich noch die räumlichen und zeitlichen Operatoren anwenden, schneiden besser ab (M+). Wird die Anzahl der Operatoren erhöht, so besitzt der Lernalgorithmus zwar eine größere Vielfalt, jedoch wird die Wahrscheinlichkeit geringer, den richtigen Operator zum richtigen Zeitpunkt auszuwählen. Daher muss die Erhöhung der Anzahl der Operatoren nicht zwangsläufig ein Vorteil sein. Vorteilhaft ist es, die Operatoren nach einer vorgegebenen Reihenfolge einzusetzen (M+F), weil der Lernalgorithmus, der die Operatoren zufällig einsetzt (M+Z), schlechtere Ergebnisse liefert. Bei der festen Reihenfolge ist sichergestellt, dass ein Operator nach einem Durchlauf wieder eingesetzt wird. Dies ist bei einer zufälligen Abfolge nicht der Fall. Das gewichtete und das nicht-gewichtete Bewertungsmaß unterscheiden sich nicht in der Bewertung der Lernalgorithmen.

In der nächsten Abbildung 7-7 ist die Standardabweichung der gleichverteilten Bewertung aus Abbildung 7-6 dargestellt. Wie in Abschnitt 6.2 erläutert, wird diese im wesentlichen durch Unterschiede beim Lernen der verschiedenen Trainingsmuster verursacht.



**Abbildung 7-7:** Darstellung der Standardabweichung für das normalisierte Bewertungsmaß. Auf der X-Achse sind unterschiedliche Lernalgorithmen abgetragen und auf der Y-Achse die Standardabweichung des normierten Bewertungsmaßes aus Abbildung 7-6.

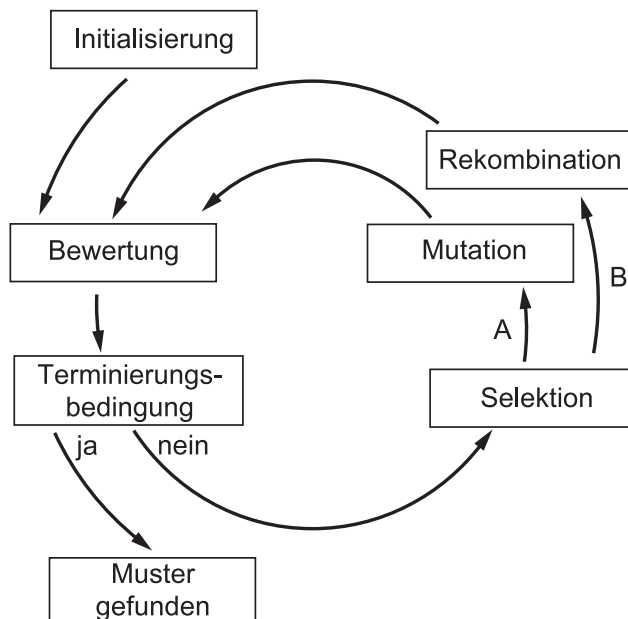
Der Abbildung 7-7 ist zu entnehmen, dass die Standardabweichung des normalisierten Bewertungsmaßes von 78% (SUS und M) auf 25% (RS und M+F) fällt.

Eine große Standardabweichung besagt, dass ein großer Unterschied im Lernerfolg der unterschiedlichen Trainingsmuster vorliegt. So können manche Trainingsmuster gut, andere schlechter gelernt werden. Ist die Standardabweichung gering, dann kann der Lernalgorithmus die unterschiedlichen Trainingsmuster annähernd gleich lernen.

### 7.2.6 Lernalgorithmen mit Selektion, Rekombination und Mutation

Es folgt die Untersuchung der Lernalgorithmen mit einem Rekombinations-Operator [71]. Dazu werden die Mutations- und die Rekombinations-Operatoren getrennt auf ein Individuum angewendet. Hierdurch ergibt sich das in Abbildung dargestellte Ablaufschema.

Die Operatoren Mutation und Rekombination treten nur noch gemeinsam in Verbindung mit der Selektion auf. Entweder wird die Selektion kombiniert mit der Mutation oder mit der Rekombination. Dieses Vorgehen wird gewählt, um die Effekte der Rekombination besser von denen der Mutation trennen zu können.

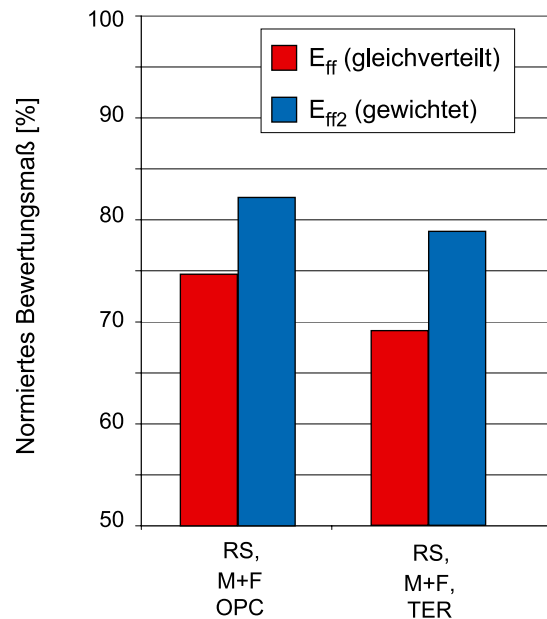


**Abbildung 7-8:** Schematischer Ablauf für den evolutionären Lernalgorithmus. Es soll entweder nur die Kombination Selektion und Mutation (A) oder Selektion und Rekombination (B) durchgeführt werden. Eine Anwendung von Selektion, Rekombination und Mutation ist in einer Generation nicht möglich.

Sobald ein neues bestes Individuum gefunden ist, wird für zwei Generationen eine Rekombination durchgeführt. Bei der Rekombination verringert sich die Diversität der Population. Da jedoch für eine effektive Rekombination die Diversität in der Population hoch sein sollte, wird diese durch eine Mutation wieder erhöht. Die Mutation und die Rekombination müssen sich also sinnvoll abwechseln. Wie oft eine Rekombination durchgeführt werden muss, bevor die Mutation einsetzt, soll im nächsten Abschnitt genauer untersucht werden.

Die Selektion erfolgt rangbasiert (RS). Als Mutations-Operatoren wurden räumliche und zeitliche Operatoren mit fester Reihenfolge verwendet (M+F). Abbildung 7-9 zeigt eine Gegenüberstellung der Ergebnisse beider Rekombinationen. Die OPC-Rekombination schneidet mit dem normierten Bewertungswert von 75% schlechter ab als die taktile Rekombination. Verglichen mit den Lernalgorithmen, basierend auf Selektion und Mutation, fallen die Werte ebenfalls schlechter aus. Die taktile Rekombination schneidet mit einem Bewertungswert von 69% besser ab.

Die Standardabweichung des normierten Bewertungsmaßes unterscheidet sich bei den beiden Lernalgorithmen nicht wesentlich und liegt bei 25%, weshalb auf eine grafische Darstellung verzichtet wurde.

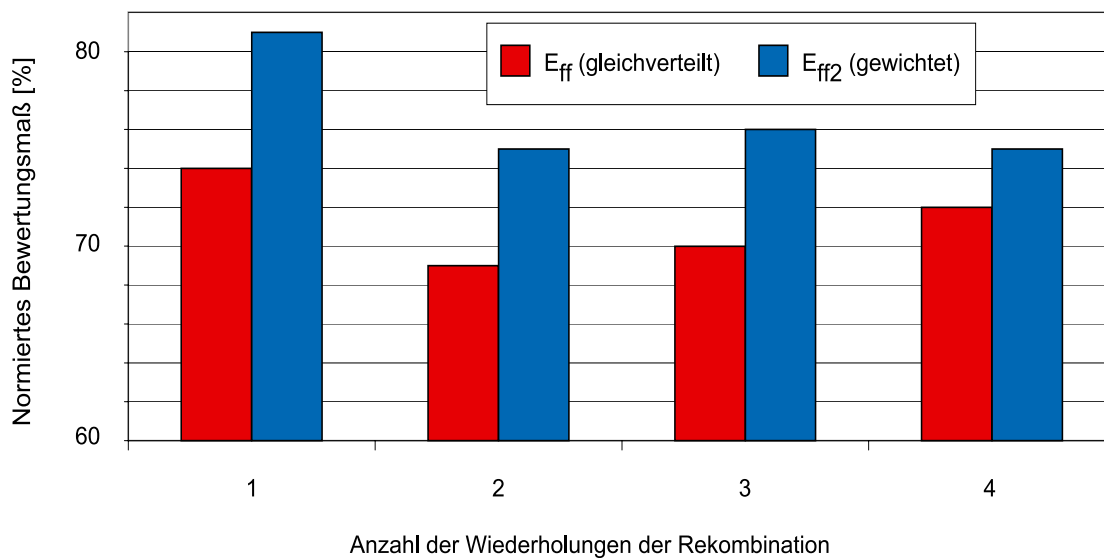


**Abbildung 7-9:** Vergleich der Ergebnisse von Lernalgorithmen mit Rekombinations-Operatoren. Auf der X-Achse sind die beiden Lernalgorithmen abgetragen und auf der Y-Achse das dazugehörige normalisierte Bewertungsmaß, sowohl gleichverteilt als auch gewichtet.

### 7.2.7 Optimierung des Rekombinations-Operators

Die Operatoren Rekombination und Mutation wirken gegensätzlich hinsichtlich der Diversität. Die Mutation erhöht die Diversität, die Rekombination verringert sie. Damit sich nun die beiden Operatoren so abwechseln, dass ein optimaler Lernprozess stattfindet, muss ein geeignetes Verhältnis von Mutation und Rekombination gefunden werden. Dazu wird die Anzahl der Generationen variiert, in der eine Rekombination stattfindet. Eine zweifache Wiederholung bedeutet, wenn ein besseres Individuum vom Lernalgorithmus gefunden wurde, erfolgt für zwei Generationen eine Rekombination. Dazu werden die Individuen vor der ersten Rekombination gesichert und vor jedem Rekombinationsdurchlauf wieder neu geladen. Dadurch arbeitet die Rekombination bei jeder Wiederholung mit denselben Individuen, wodurch die Kombinationsvielfalt bei der Rekombination erhöht wird. Das in beiden Durchgängen beste Individuum wird ohne Veränderung in die nächste Generation übernommen. Die Ergebnisse sind im Abbildung 7-10 zu sehen.

Anhand des gleichverteilten Bewertungsmaßes ist zu erkennen, dass eine zweifache Wiederholung der taktilen Rekombination mit einem Wert von 69% den größten Fortschritt erzielt. Bei einer Wiederholung liegt der Bewertungswert bei 74%, bei drei Wiederholungen bei 70%. Er fällt anschließend bei vier Wiederholungen ab auf einen Wert von 72%. Daraus lässt sich schließen, dass die benötigte Anzahl an Kombinations-Möglichkeiten bei *einer* Wiederholung noch nicht erreicht wird, sondern erst bei zwei Wiederholungen. Auch das gewichtete Bewertungsmaß zeigt, dass *eine* Wiederholung für die Rekombination nicht ausreichend ist.



**Abbildung 7-10:** Darstellung der Ergebnisse über die optimale Kombination von Rekombination und Mutation. Das normierte Bewertungsmaß ist in Abhängigkeit von der Anzahl der Generationen dargestellt, bei denen nacheinander eine Rekombination stattgefunden hat.

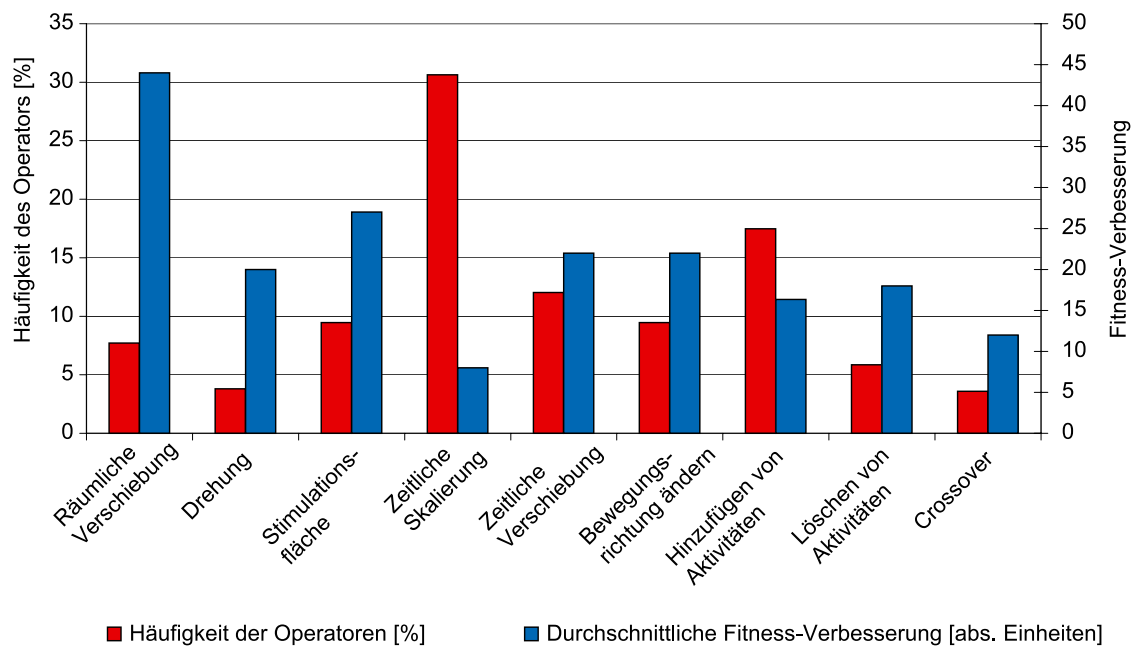
### 7.2.8 Analyse der Operatoren bei Lernalgorithmen mit Rekombination

Im nächsten Schritt soll untersucht werden, welche Operatoren am Lernfortschritt in besonderer Weise beteiligt sind. Dazu wird analysiert, wie oft ein bestimmter Operator bei den Lernprozessen eine Fitnessverbesserung hervorgerufen hat. In den folgenden zwei Abbildungen 7-11 und 7-12 sind die Häufigkeit (linke y-Achse) und die durchschnittliche Fitnessverbesserung (rechte y-Achse) grafisch veranschaulicht. Abbildung 7-11 zeigt den Lernalgorithmus mit dem Crossover Operator und Abbildung 7-12 mit der taktilen Rekombination.

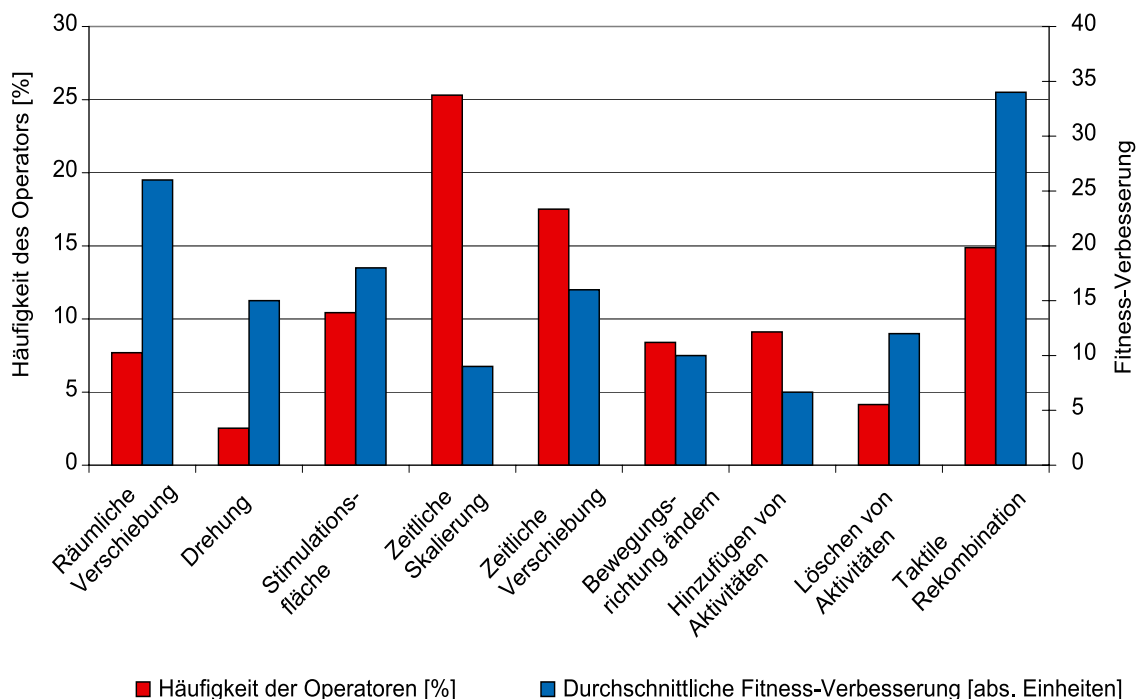
Bei diesem Vergleich fällt auf, dass bei der OPC-Rekombination die Häufigkeit mit 4% sehr gering ist. Die Häufigkeit der meisten Mutations-Operatoren liegt wesentlich höher. Auch die durchschnittliche Fitnessverbesserung mit 12 Einheiten ist relativ gering. Daraus ist zu schließen, dass die OPC-Rekombination nicht geeignet ist für den Einsatz in dem WDS.

Die Häufigkeit der taktilen Rekombination liegt mit 15% höher als die der OPC-Rekombination. Diese liegt für die taktile Rekombination an dritter Stelle bei den Operatoren, die eine Verbesserung der Fitness erzielen. Die Fitnessverbesserung ist mit 34 Einheiten der größte Wert unter allen Operatoren. Man erkennt, dass die taktile Rekombination effektiv den Lernprozess fördert und sogar die Mutation als effektivsten Optimierungsoperator ablöst.





**Abbildung 7-11:** Darstellung der Häufigkeit und durchschnittlichen Fitnessverbesserung der eingesetzten Mutations-Operatoren und des Rekombinations-Operators OPC. Auf der linken Y-Achse ist die Häufigkeit der Operatoren abgetragen und auf der rechten Y-Achse die durchschnittliche Verbesserung der Fitness für eine einmalige Anwendung eines Operators.



**Abbildung 7-12:** Im Unterschied zur Abbildung 7-11, wo die Ergebnisse für den Lernalgorithmus mit dem Rekombinations-Operators OPC dargestellt sind, zeigt Abbildung 7-12 die Ergebnisse mit dem Rekombinations-Operators TER. Die x- und y-Achsen sind analog zur Abbildung 7-11 gestaltet.

### 7.3 Lernen zufälliger taktiler Muster

Der Lernalgorithmus wurde bisher mit 15 Trainingsmustern optimiert. Es stellt sich die Frage, ob der Lernalgorithmus auch in der Lage ist, zufällige Muster erfolgreich zu finden. Die Suche nach zufälligen Mustern ist aus zwei Gründen besonders interessant. Auf der einen Seite sind sie bei der Optimierung des Lernalgorithmus nicht vorgekommen und stellen somit unbekannte Muster dar. Zweitens ist die Suche nach unbekanntem Mustern realitätsnah, weil nicht vorhergesagt werden kann, welches Muster bei der Versuchsperson die gewünschte taktile Wahrnehmung auslöst.

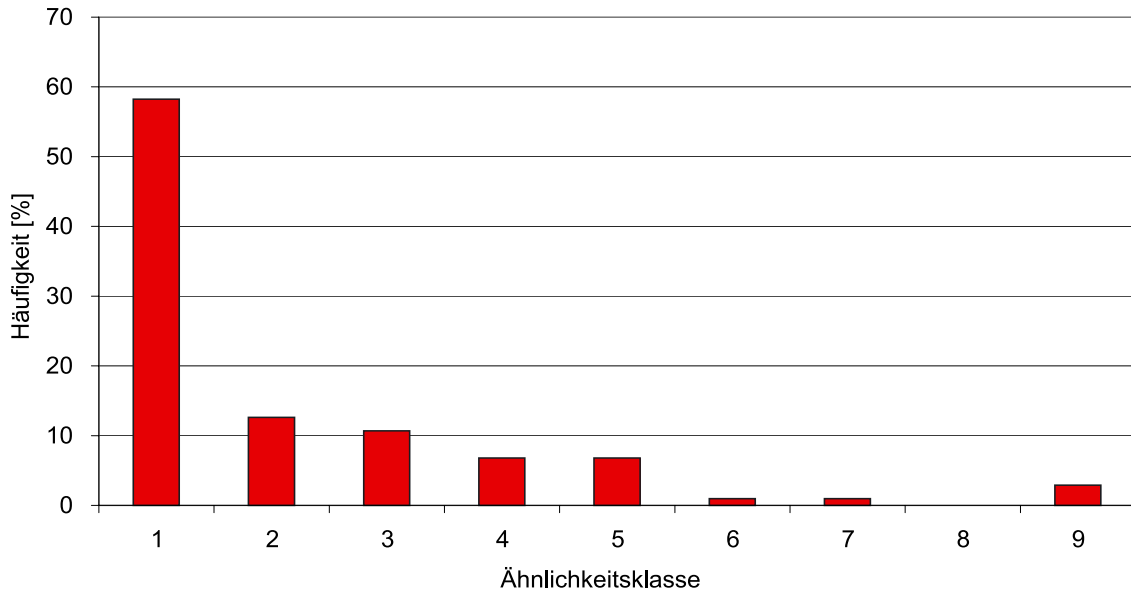
Für diese Untersuchungen soll der Lernalgorithmus eingesetzt werden, der mit der taktilen Rekombination arbeitet. Ob die Suche erfolgreich ist, wird mit einer Ähnlichkeitsbewertung der Wahrnehmung durch eine Versuchsperson bestimmt. Für diesen Versuch werden 100 zufällige Muster generiert, die der Lernalgorithmus finden muss. Bei der Mustergenerierung wird die Anzahl der Teilmuster zufällig bestimmt, aus denen das zu erzeugende taktile Muster besteht. Jedes Teilmuster kann aus einem bewegten oder statischen Reiz bestehen. Die Parameter der Teilreize (Länge, Bewegungsrichtung und Geschwindigkeit) sind ebenfalls zufällig bestimmt worden. Die einzelnen Teilmuster werden anschließend übereinander gelegt, wodurch komplexere Muster entstehen. Auch die Initialmuster des Lernalgorithmus sind nun zufällig bestimmt worden und werden nicht festgehalten wie bei der Optimierung des Lernalgorithmus.

Abbildung 7-13 zeigt die Ergebnisse der Ähnlichkeitsbewertung von drei Versuchspersonen. Beim Ähnlichkeitsvergleich war in 58% der Fälle die Wahrnehmung als sehr ähnlich (Ähnlichkeitsklasse 1) eingestuft worden. Daran schließen sich die Ähnlichkeitsklassen 2 (12%), 3 (11%), 4 (7%) und die Ähnlichkeitsklasse 5 mit 7% an. Der Schwerpunkt der Bewertung liegt bei 2,2 und ist damit etwas schlechter als die Ähnlichkeitsklasse 2.

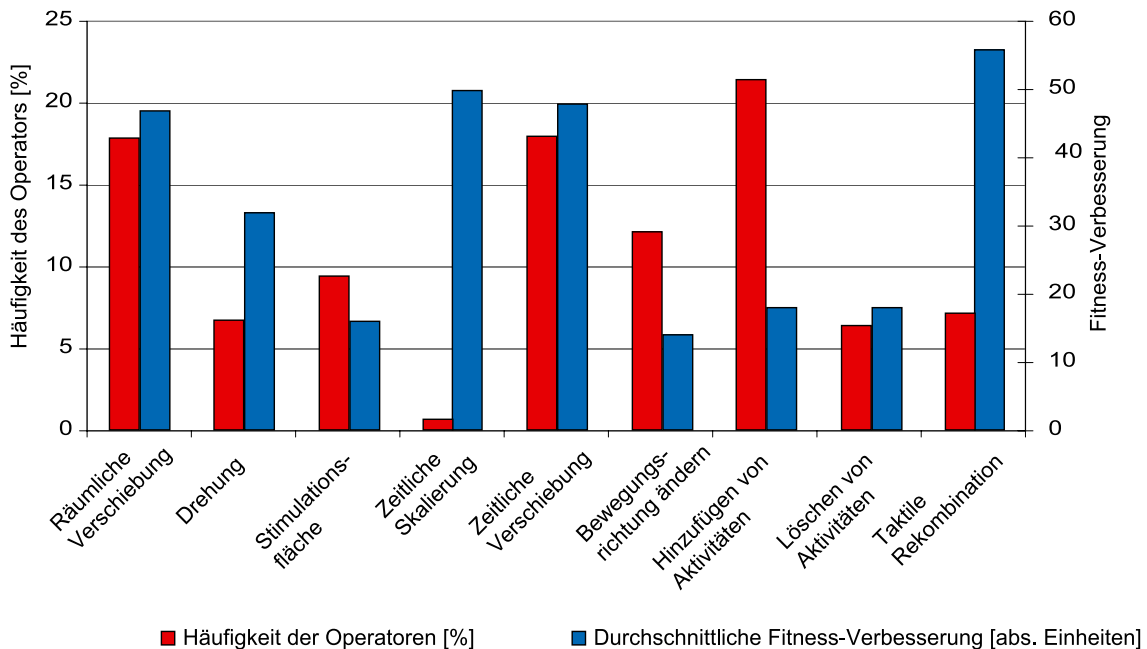
Eine interessante Frage besteht darin, welche Operatoren maßgeblich an diesem Ergebnis beteiligt sind. Dazu müssen die Operatoren gesucht werden, die eine Fitnessverbesserung erreichen. Anschließend erfolgt die Berechnung der Häufigkeit der Operatoren und die durchschnittliche Fitnessverbesserung.

Die Ergebnisse sind in Abbildung 7-14 dargestellt. Auf der x-Achse werden die verschiedenen Operatoren aufgelistet. Es gibt zwei y-Achsen. Auf der linken y-Achse ist die Häufigkeit der Operatoren angegeben, auf der rechten Seite die durchschnittliche Fitnessverbesserung.

Betrachtet man die mittlere Fitnessverbesserung, stellt man fest, dass die taktile Rekombination die größte Fitnessverbesserung erreicht (56), gefolgt von der zeitlichen Skalierung (50), der zeitlichen Verschiebung (48) und der räumlichen Verschiebung (47). Bei der Häufigkeit der Operatoren sieht es anders aus. Dort werden in 22% der Fälle Aktivitäten dem Muster zugefügt. Die Fitnessverbesserung ist in diesem Fall jedoch mit 18 Einheiten relativ gering. An nächster Stelle liegen die zeitliche sowie die räumliche Verschiebung mit 18%, gefolgt von dem Operator, der die Richtung ändert, mit 12%. Auffällig ist, dass die zeitliche Skalierung nur sehr selten zum Zuge kommt (1%), jedoch die Fitnessverbesserung in diesem Fall die zweitgrößte (50 Einheiten) ist.

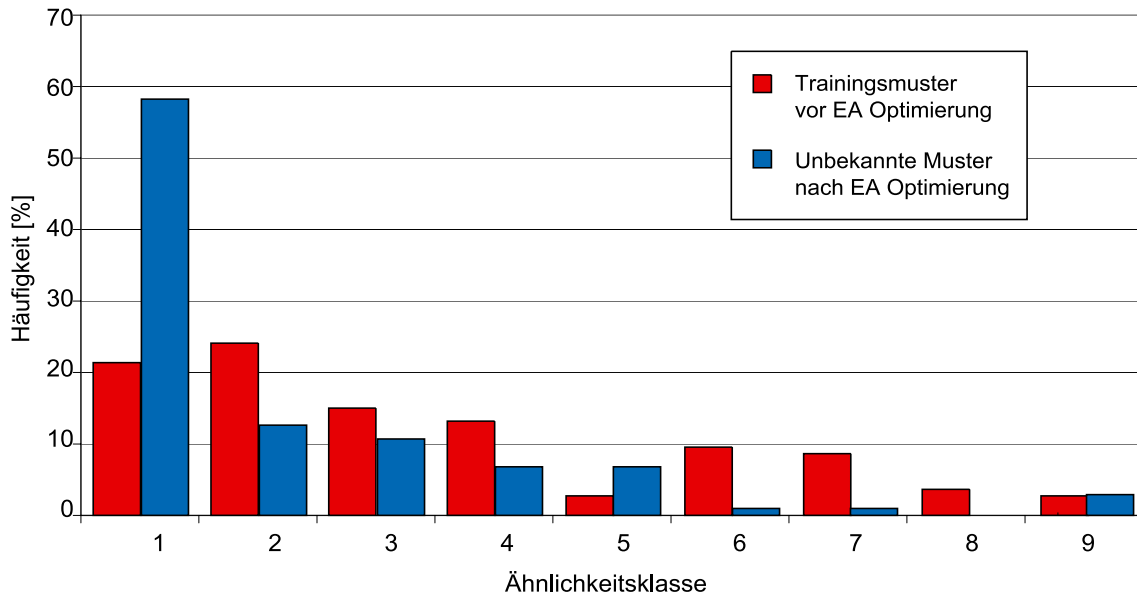


**Abbildung 7-13:** Ähnlichkeitsvergleich von drei Versuchspersonen für Muster, die bei der Optimierung des Lernalgorithmus nicht verwendet worden sind. Es werden die Wahrnehmungen verglichen, die durch die Zielparameter und durch die gefundenen Parameter des Lernalgorithmus ausgelöst werden. Mit der Ähnlichkeitsklasse 1 sind Muster bewertet worden, die von der Versuchsperson nicht mehr unterschieden werden konnten, während die Ähnlichkeitsklasse 9 Mustervergleiche beinhaltet, die sehr unterschiedlich bewertet wurden. Auf der Y-Achse ist die Häufigkeit der Ähnlichkeitsklassen angegeben.



**Abbildung 7-14:** Häufigkeit und durchschnittliche Fitnessverbesserung der eingesetzten Mutations-Operatoren und des Rekombinations-Operators TER. Auf der linken Y-Achse ist die Häufigkeit der Operatoren zu entnehmen und auf der rechten Y-Achse die durchschnittliche Verbesserung der Fitness für eine einmalige Anwendung eines Operators.

Die Suche nach unbekanntem Mustern wurde mit dem besten Lernalgorithmus aus der Optimierung durchgeführt. Die Trainingsmuster werden in Kapitel 6.2 mit Hilfe des „nicht-optimalen“ Lernalgorithmus gesucht und einem Wahrnehmungsvergleich unterzogen (Kapitel 6.2.1). Eine Gegenüberstellung der Wahrnehmungsvergleiche ist in Abbildung 7-15 zu sehen.



**Abbildung 7-15:** Gegenüberstellung der Wahrnehmungsvergleiche von Trainingsmustern vor der Optimierung (rot) und von unbekanntem Mustern nach der Optimierung des Lernalgorithmus (blau). Die Ähnlichkeitsklasse 1 steht für sehr ähnliche Muster und Ähnlichkeitsklasse 9 für sehr unähnliche Muster. Die Häufigkeit ist auf der Y-Achse angegeben.

Ein Vergleich zeigt, dass die Muster, die mit dem optimierten Lernalgorithmus gesucht wurden, wesentlich ähnlicher sind als die Muster, die der nicht-optimierte Lernalgorithmus suchte. So ist die Häufigkeit in der ähnlichsten Klasse von 22% auf 58% gestiegen. Auch der Schwerpunkt beim optimierten Lernalgorithmus ist mit 2,2 wesentlich besser als beim „nicht-optimalen“ Lernalgorithmus mit 3,5. Der optimierte Lernalgorithmus konnte nicht nur das eingeführte Effektivitätsmaß des Lernalgorithmus verbessern, sondern auch die Mustergeneration hinsichtlich der Wahrnehmung, weil die Zielmuster in der Wahrnehmung nun wesentlich ähnlicher sind. Besonders bemerkenswert ist die Tatsache, dass der optimierte Lernalgorithmus hierbei Muster gefunden hat, die bei der Optimierung nicht zum Einsatz gekommen sind.

## 7.4 Zusammenfassung der Ergebnisse

Mit der deterministischen Bewertungsroutine sind erfolgreich Lernalgorithmen optimiert worden. Aufgrund der großen Anzahl von angewendeten Operatoren konnten diese nach dem durchschnittlichen Fortschritt und der Häufigkeit der Verbesserung eines Individuums bewertet werden. Dabei erwiesen sich zusammenfassend folgende Operatoren als besonders geeignet für den Einsatz in einem WDS:

- Eine rangbasierte Selektion (RS) eignet sich für ein WDS besser als eine fitness-proportionale (SUS).
- Die Mutation arbeitet besonders effizient, wenn nicht nur Hinzufüge- und Löschope- ratoren (M) eingesetzt werden, sondern noch zusätzlich räumliche und zeitliche Ope- ratoren (M+).
- Der Standard Rekombinations-Operator (OPC) jedoch arbeitete in dieser Anwendung nicht effizient. Deshalb musste ein spezieller Rekombinations-Operator für das taktile WDS entwickelt (TER) werden, der sich effektiver an dem Lernvorgang beteiligte.
- Bei der Reihenfolge der Mutations-Operatoren erweist sich eine fest vorgegebene Folge (M+F) besser als eine zufällige (M+Z).
- Ein Vergleich im Wahrnehmungsraum führt zu dem Ergebnis, dass durch die Opti- mierung des Lernalgorithmus nicht nur ähnlichere Stimulationsparameter, sondern auch ähnlichere Wahrnehmungen hervorgerufen werden, d.h. die Optimierung des Lernalgorithmus wirkt sich auch positiv bezüglich der Bewertungen im Wahrneh- mungsraum aus.
- Es konnten sogar unbekannte Muster von dem Lernalgorithmus gefunden werden. Im zukünftigen Einsatz des Systems kann nicht davon ausgegangen werden, dass die Muster, die sich eine Versuchsperson vorstellt, bei der Entwicklung des Lernalgorith- mus verwendet wurden. Deshalb ist die erfolgreiche Suche von unbekanntem Mustern eine wesentliche Voraussetzung dafür, dass der Lernalgorithmus in einem WDS ein- gesetzt werden kann.

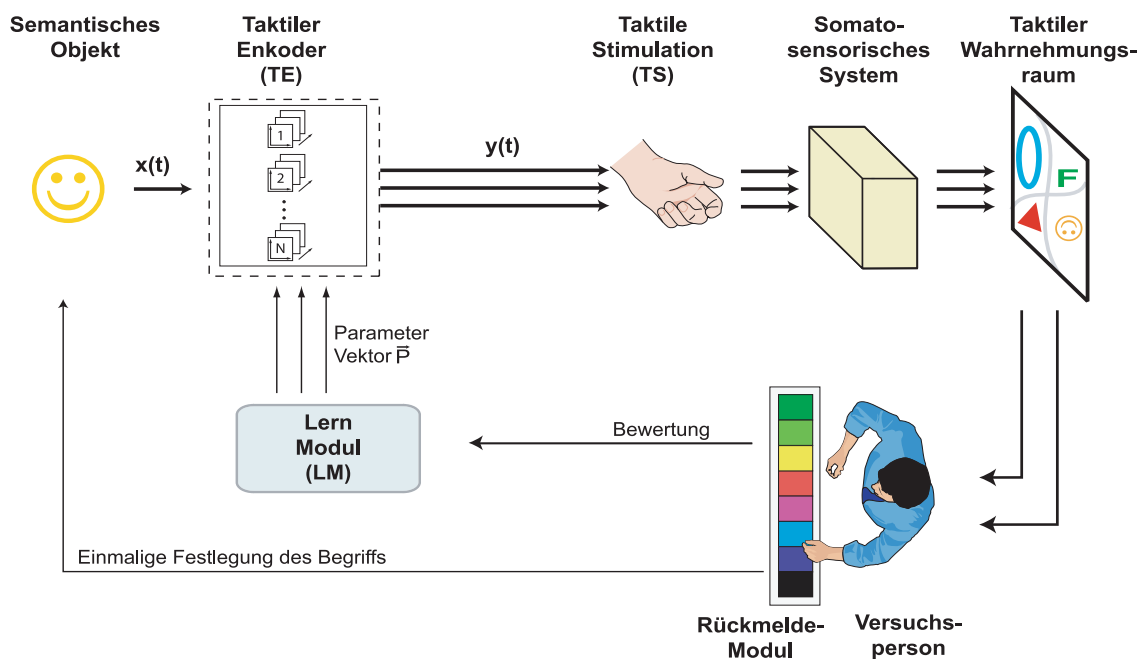


## KAPITEL 8

# WDS im Dialog mit einer Versuchsperson

Die Ergebnisse der Optimierung von den Operatoren Mutation und Rekombination und deren Kombination dienen als Grundlage dafür, einen Lernalgorithmus zu entwickeln, der in einem Dialog mit einer Versuchsperson steht.

Mit Hilfe des Lernalgorithmus und der Bewertung einer Versuchsperson sollen exemplarisch vorgegebene Zielwahrnehmungen gefunden werden. Diese Versuche können nicht nach den allgemeinen Standards psychologischer Experimente durchgeführt werden, weil dazu z.B. eine große Anzahl von Versuchspersonen benötigt wird, die den Rahmen dieser Untersuchungen überschreitet. Die Experimente wurden mit drei Versuchspersonen und für drei unterschiedliche Zielwahrnehmungen durchgeführt, mit dem Versuchsaufbau in Abbildung 8-1 dargestellten Versuchsaufbau.



**Abbildung 8-1:** Experimenteller Aufbau für den Dialog des Lernalgorithmus mit einer Versuchsperson. Als Lern-Modul wird der im vorherigen Kapitel optimierte Lernalgorithmus eingesetzt.

Für den Versuch erforderlich sind der taktile Enkoder, der taktile Stimulator, das optimierte Lern-Modul, das Rückmelde-Modul und die Versuchsperson. Die deterministische Bewertungsroutine wird nicht mehr benötigt, weil die Rückmeldung von der Versuchsperson generiert wird.

## 8.1 Wahl der semantischen Objekte

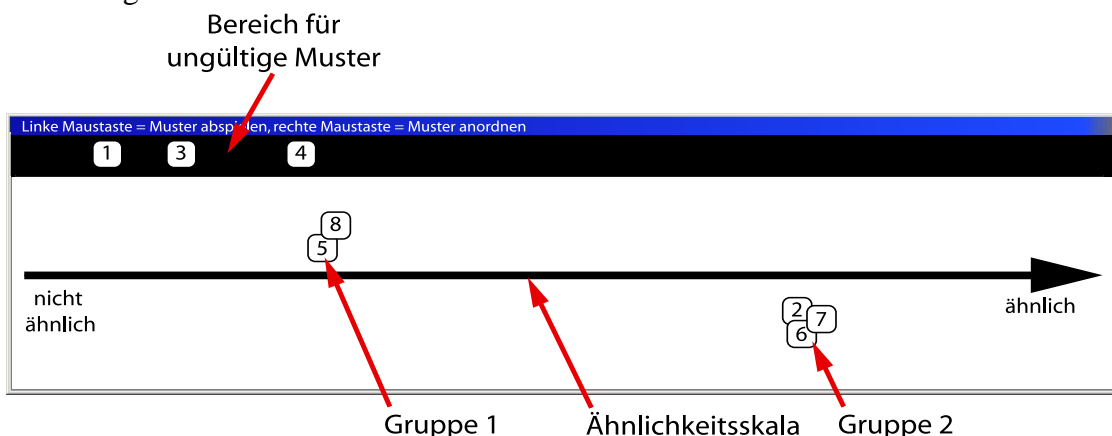
Für die semantischen Objekte muss sichergestellt sein, dass deren taktile Wahrnehmung durch den taktilen Stimulator ausgelöst werden kann, weil sonst die Suche der Stimulationsparameter keinen Sinn macht. Auf der anderen Seite sollten die Stimulationsparameter nicht trivial zu finden sein. Um diese beiden Anforderungen zu erfüllen, werden als semantische Objekte einmal eine Bewegung auf dem Daumen, dann eine Kreiswahrnehmung und eine weitere Wahrnehmung gewählt, die an eine Welle erinnert. Diese semantischen Objekte besitzen eine räumliche und eine zeitliche Komponente, wodurch die Generierung der Stimulationsparameter als nicht trivial anzusehen ist. Außerdem kann davon ausgegangen werden, dass die Versuchspersonen eigene Zielvorstellungen der Wahrnehmungen generieren können und dadurch in der Lage sind, eine gerichtete Suche durchzuführen.

## 8.2 Selektion

Die Versuchsperson soll ihre Zielwahrnehmung mit den acht Mustern vergleichen, die vom Lernalgorithmus generiert werden und dabei folgende Bewertungskriterien berücksichtigen:

- Besteht eine Ähnlichkeit zu der Zielwahrnehmung?
- Besteht eine Ähnlichkeit der Muster untereinander?
- Entsprechen die Muster überhaupt nicht der eigenen Vorstellung?

Damit die Versuchsperson diese Informationen dem Lernalgorithmus übermitteln kann, wurde der Benutzerdialog aus Abbildung 4-9 erweitert und ist nun abgewandelt in Abbildung 8-2 zu sehen.:



**Abbildung 8-2:** Erweiterter Benutzerdialog für die Rückmeldung der Versuchsperson an den Lernalgorithmus. Es sind 3 Bewertungsgruppierungen zu erkennen: Reize 2,6 und 7 sind als ähnlich zu der Zielwahrnehmung bewertet, Reize 5 und 8 wesentlich unähnlicher bewertet und die Reize 1,3 und 4 entsprechen in keiner Weise den Vorstellungen der Versuchsperson. Durch die räumliche Überlappung der Reize hat die Versuchsperson zusätzlich noch die Information gegeben, dass die Reize 2,6,7 und die Reize 5,8 zueinander sehr ähnlich sind. Die Muster 1,3 und 4 werden für die weitere Mustergeneration vom Lern-Modul nicht mehr berücksichtigt.



Zusätzlich wurde ein Bereich für ungültige taktile Muster eingefügt, die also nicht mit der Vorstellung der Versuchsperson übereinstimmen. In Abbildung 8-2 sind die Muster 1,3 und 4 ungültig. Außerdem besteht nun die Möglichkeit, Muster zu gruppieren, indem sie räumlich überlappend angeordnet werden. Dadurch erkennt auch der Lernalgorithmus ähnliche Muster. Abbildung 8-2 zeigt zwei Gruppen, eine besteht aus den Mustern 5 und 8, die zweite aus den Mustern 2, 6 und 7.

Weil der rangbasierte Selektions-Operator (RS) bei der Optimierung die besten Ergebnisse liefert, kommt er hier zum Einsatz. Jedoch muss er noch an den Benutzerdialog angepasst werden. Wenn die Versuchsperson die Muster einer Gruppe als ähnlich bewertet hat, wird bei der Selektion nur ein Stellvertreter aus dieser Gruppe berücksichtigt und zufällig ausgewählt. Durch die Wahl eines Stellvertreters wird ein zu starkes Ausbreiten der Gruppeneigenschaften vermieden. Dies soll an einem Beispiel verdeutlicht werden. Die Verteilung zweier Gruppen sieht beispielsweise so aus, dass Gruppe 1 die Muster 1,2,3,4,5 und 6 und Gruppe 2 die Muster 7 und 8 enthalten. Die Versuchsperson hat in den Gruppen unterschiedliche Eigenschaften wahrgenommen, denn sie hat zwei Gruppen gebildet. Würden alle Muster einer Gruppe bei der Selektion berücksichtigt, ist die Wahrscheinlichkeit für eine Vererbung der Eigenschaften bei Gruppe 2 geringer als bei Gruppe 1. Bei der rangbasierten Selektion würden sogar nur Muster aus der Gruppe 1 selektiert, selbst wenn die Gruppe 1 nur unwesentlich besser bewertet würde. Die Wahl eines Repräsentanten aus jeder Gruppe stellt sicher, dass auch die Eigenschaften der Gruppe 2 weiter vererbt werden können. Ungültige Muster bleiben bei der Selektion unberücksichtigt. Sie haben somit keine Chance, sich weiter zu entwickeln.

### 8.3 Mutations-Operatoren

Bei der Optimierung des Lernalgorithmus hat sich herausgestellt, dass ausschließlich Hinzufüge- und Löschooperatoren als Mutations-Operatoren nicht optimal für ein WDS sind. Deshalb werden zusätzlich räumliche und zeitliche Operatoren eingesetzt (M+). Die Schrittweite der Mutation wird auch beim Einsatz mit Versuchspersonen zufällig bestimmt. Dies geschieht, weil jede Versuchsperson unterschiedlich schnell Fortschritte beim Lernen erzielt. Somit ist eine Anpassung der Schrittweite, die vom Iterationsschritt abhängt, nicht sinnvoll, wie sie beispielsweise beim Simulated Annealing [72] stattfindet. Dort kann eine vorzeitige Konvergenz auftreten, die auf einer geringen Schrittweite beruht und nicht auf der Konvergenz zu einer Lösung.

In der Optimierungsphase des evolutionären Algorithmus hat sich eine festgelegte Reihenfolge der Mutations-Operatoren als Vorteil herausgestellt (M+F). Weiter liegen Ergebnisse vor, welche Operatoren besonders oft eine Verbesserung der Fitness eines Individuums erzielen (Abbildung 7-14). Deshalb ist die Reihenfolge der Operatoren nach der Häufigkeit der Fitnessverbesserung sortiert:

1. Hinzufügen von Aktivitäten
2. Räumliche Verschiebung
3. Zeitliche Verschiebung
4. Änderung der Bewegungsrichtung
5. Veränderung der aktiven Stimulationsfläche
6. Drehung

7. Löschen von Aktivitäten

8. Zeitliche Skalierung

Erzielt ein Mutations-Operator ein verbessertes Individuum, wird dieser Operator nochmals angewendet. Erzielt er keine Verbesserung, kommt der nächste aus der Liste an die Reihe. Nach dem letzten Mutations-Operator wird beim ersten wieder begonnen.

## 8.4 Rekombinations-Operator

Die in Kapitel 7.2.3 entwickelte taktile Rekombination (TER) wird eingesetzt, weil sich die Crossover Rekombination (OPC) für den Einsatz in einem WDS als ineffizient erwies.

In der Optimierungsphase des Lernalgorithmus wird die Rekombination immer nach Erzeugung eines neuen besten Individuums aufgerufen. Dieses Verfahren kommt nicht mehr zum Einsatz, weil auch Individuen mit neuen guten Eigenschaften entstehen können, die jedoch nicht als beste bewertet wurden. Auch in diesem Fall soll eine Rekombination möglich sein.

Für die Reihenfolge von Mutation und Rekombination sollen zwei unterschiedliche Vorgehensweisen untersucht werden. Bei der ersten (RE1) wird zufällig entschieden, ob eine Rekombination oder eine Mutation stattfinden soll. Gibt die Versuchsperson nur eine Gruppe an, wird immer eine Mutation durchgeführt. Beim zweiten Ansatz (RE2) entscheidet die Anzahl der angegebenen Gruppen, ob eine Rekombination oder eine Mutation durchgeführt wird. Ist die Anzahl der Gruppen größer als eins, wird eine Rekombination, im anderen Fall eine Mutation, durchgeführt.

## 8.5 Versuchsdurchführung

Die Aufgabe der Versuchsperson besteht darin, für die drei vorgegebenen semantischen Objekte nacheinander die Stimulationsparameter mit dem WDS zu suchen. Die Initialmuster der Suche werden so gewählt, dass sie möglichst weit entfernt von der Zielwahrnehmung sind. Dieses wird durch eine Befragung vor jedem Versuch überprüft.

Die Versuchsperson bewertet auf der Ähnlichkeitsskala die Anordnung der Muster in Gruppen. Da dieser Bewertung nur eine Ordinalskala zugrunde liegt, kann der Optimierungsfortschritt nicht durch Angabe der abgegebenen Bewertungen ermittelt werden, wie es bei der deterministischen Bewertungsroutine der Fall ist. Der Wahrnehmungsraum der Versuchsperson ist nicht zugänglich. Deshalb kann als Maß für eine Suche nur die Anzahl der Generationen angegeben werden, welche die Versuchspersonen benötigen, um die Zielwahrnehmung zu erreichen.

Bei der Durchführung mit Versuchspersonen stellte sich heraus, dass mit dem Ansatz RE2 nicht zu entscheiden ist, ob eine Rekombination oder eine Mutation durchgeführt werden soll. Die Versuchspersonen gaben immer mehrere Gruppen im Benutzerdialog an. Dies hat zur Folge, dass nur der Rekombinations-Operator ausgewählt wird und der Mutations-Operator nicht zum Zuge kommt. Die Vielfalt in der Population reduziert sich dadurch, und die Suche beschränkt sich auf einen sehr kleinen Bereich, ausgedrückt in sehr ähnlichen Mustern. Deshalb soll im weiteren Verlauf zufällig entschieden werden, ob eine Rekombination oder eine Mutation durchgeführt wird (RE1).

In Tabelle 8-1 sind die Anzahl der benötigten Generationen eingetragen, um zur Zielwahrnehmung zu gelangen.

	<b>Bewegung auf dem Daumen</b>	<b>Wahrnehmung Kreis</b>	<b>Wahrnehmung Welle</b>
<b>Versuchsperson 1</b>	20	39	3
<b>Versuchsperson 2</b>	14	20	13
<b>Versuchsperson 3</b>	6	10	26

**Tabelle 8-1:** Benötigte Anzahl von Generationen, um eine Zielwahrnehmung zu erreichen

Die benötigten Generationen pro Muster unterscheidet sich bei den Versuchspersonen. Beispielsweise benötigte Versuchsperson 1 für einen Reiz, der die Wahrnehmung eines Kreises auslöst, 39 Generationen, während Versuchsperson 3 nur 10 benötigte.

Die Versuchspersonen wurden am Ende des jeweiligen Versuches befragt, ob und wie gut die Zielwahrnehmung erreicht werden konnte. Tabelle 8-2 enthält ihre Bewertungen.

	<b>Bewegung auf dem Daumen</b>	<b>Wahrnehmung Kreis</b>	<b>Wahrnehmung Welle</b>
<b>Versuchsperson 1</b>	Zielwahrnehmung erreicht	Ein gestauchter Kreis	Zielwahrnehmung erreicht
<b>Versuchsperson 2</b>	Eine rollende Bewegung nur auf dem Daumen	Zielwahrnehmung erreicht (mehrere Kreise)	Zielwahrnehmung erreicht
<b>Versuchsperson 3</b>	Zielwahrnehmung erreicht	Zielwahrnehmung erreicht (mehrere Kreise)	Zielwahrnehmung erreicht, jedoch Muster zu schnell

**Tabelle 8-2:** Bewertung der Zielwahrnehmung durch die Versuchspersonen. Nach der Durchführung eines Versuches, wurde die Versuchsperson befragt, in wieweit die erwartete Wahrnehmung erreicht worden ist.

Die gefundenen Stimulationparameter sind in Abbildung 8-3 im x-/y-Koordinatensystem dargestellt, das im Kapitel 5.2.1 eingeführt wurde. Um eine größere Übersichtlichkeit zu erhalten, soll auf die Koordinatenachsen verzichtet werden. Ein vollständiges Koordinatensystem folgt zur Veranschaulichung in Abbildung 8-4 nach der Ergebnisübersicht.

Die Visualisierung der Stimulationparameter in Abbildung 8-3 ist stark vereinfacht. Die Pfeile geben eine Bewegung an, während Rechtecke eine statische Stimulation symbolisieren. Die Reihenfolge der Stimulationen ist durch Nummern angegeben.

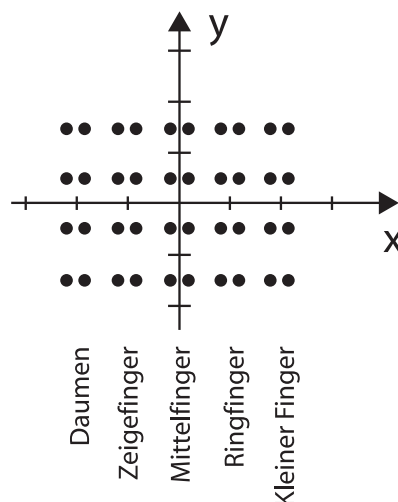
Für die Bewegung am Daumen sind Stimulationsmuster gefunden worden, die ausschließlich parallel zum Daumen ablaufen. Die Anzahl der Bewegungen variiert bei den Versuchspersonen. Bei einer Befragung nach dem Versuch gaben die Versuchspersonen an, dass sie nicht nach Mustern gesucht hätten, die sich nur in eine Richtung bewegten. Abschließend ist festzustellen, dass die gefundenen Stimulationsmuster den Erwartungen entsprechen.

Auf der Suche nach einer Kreiswahrnehmung berichteten alle Versuchspersonen davon, sie auch wahrgenommen zu haben. Die gefundenen Stimulationparameter der drei Versuchspersonen unterscheiden sich wesentlich. Diese können nicht mehr intuitiv durch Visualisierung nachvollzogen werden.

	Bewegung auf dem Daumen	Wahrnehmung Kreis	Wahrnehmung Welle
<b>Versuchsperson 1</b>			
<b>Versuchsperson 2</b>			<p><b>Muster zu komplex, um es zu visualisieren !</b></p>
<b>Versuchsperson 3</b>			<p><b>Muster zu komplex, um es zu visualisieren !</b></p>

**Abbildung 8-3:** Visualisierung der Stimulationsparameter, die von den Versuchspersonen mit dem WDS bestimmt wurden, beispielhaft von drei Versuchspersonen für jeweils 3 unterschiedliche Zielwahrnehmungen. Die mit dem taktilen WDS bestimmten Stimulationsparameter besitzen sowohl einen räumlichen als auch zeitlichen Verlauf. Zur Visualisierung wird eine Bewegung durch einen Pfeil dargestellt, eine statische Stimulation durch ein rechteckige Fläche. Treten mehrere Bewegungen nacheinander auf, so sind diese durchnummeriert. Auf diese Weise können einfache taktile Reize veranschaulicht werden.

### Darstellung des Koordinatensystems



**Abbildung 8-4:** Darstellung des Koordinatensystems der Aktuatoren mit der Zuordnung zu den fünf Fingern der linken Hand.

Für die Kreiswahrnehmung der ersten Versuchsperson sind hauptsächlich drei Teilstimulationen erforderlich, erstens eine Diagonale vom Daumen unten zum kleinen Finger oben, zweitens die zum Körper hinführende Stimulation auf dem kleinen Finger und drittens wieder eine Diagonale vom kleinen Finger oben zum Daumen unten. Es fällt auf, dass der diagonale Hin- und Rückweg gleich ist. Eigentlich kann dadurch kein Kreis wahrgenommen werden, sondern nur ein hin und her. Die zusätzliche Stimulation auf dem kleinen Finger bewirkt jedoch anscheinend eine Kreis-Wahrnehmung.

Bei der zweiten Versuchsperson sehen die Stimationsparameter deutlich anders aus. Die Stimulation besteht aus einer größeren Anzahl von aktiven Aktuatoren in der Mitte der Stimationsfläche. Anschließend bewegen sich alle Aktivitäten näherungsweise in einer Kreisform.

Bei der dritten Versuchsperson erscheint zuerst ein größerer statischer Block von aktiven Aktuatoren. Erst danach werden Bewegungen ausgeführt, die in der Visualisierung jedoch nach geraden Bewegungen aussehen. Bei einer Transformation ins Koordinatensystem  $x'/y'$ , in dem sich die Aktuatoren befinden, werden aus den geraden Bewegungen gekrümmte, die als Halbkreise wahrgenommen werden. Nach einer Befragung, ob wirklich ein Kreis vorläge, bestätigte die Versuchsperson, dass sie zwei Kreise wahrgenommen habe. Daraus kann gefolgert werden, dass die Versuchsperson das Fehlen des zweiten Halbkreises (Rückweg) nicht wahrgenommen hat.

Bei der Zielwahrnehmung einer Welle sind bei den Versuchspersonen 2 und 3 sehr komplexe Muster entstanden. Daher ist keine Visualisierung angegeben. Die Muster der beiden Versuchspersonen bestanden aus einer bestimmten Anzahl unterschiedlicher Wiederholungen. Es ist zu vermuten, dass diese die Versuchsperson an eine Welle erinnerten. Die erste Versuchsperson hat sich die Welle räumlich als Wellenberg vorgestellt. Diese Wahrnehmung wurde schnell gefunden.

Im Verlauf der exemplarischen Tests haben die Versuchspersonen die vorgegebenen Zielwahrnehmungen nach eigenen Angaben erfolgreich gefunden. Bei der Visualisierung der Stimationsparameter stellte sich heraus, dass nur für die erste Zielwahrnehmung (Bewegung auf dem Daumen) die taktilen Stimationsparameter aus einer räumlichen Repräsentation abgeleitet werden können. Bei den anderen beiden Zielwahrnehmungen sind Stimationsparameter herausgekommen, die im nachhinein zwar nachvollziehbar sind, die man vor dem Versuch jedoch nicht erwartet hätte. Hier zeigt sich, dass die Stimationsparameter für eine taktile Wahrnehmung nicht von einer räumlichen Vorstellung abgeleitet werden können, sondern mit einem wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus iterativ gesucht werden müssen.

Die Versuchspersonen fanden erfolgreich jeweils drei semantische Objekte, obwohl sie sehr unterschiedliche Zielvorstellungen hatten. Vorteilhaft bei der Suche erscheint, wenn sich die Versuchsperson und der Lernalgorithmus aufeinander zu bewegen. Die Versuchsperson kennt zunächst nicht den Elementarvorrat erzeugbarer Wahrnehmungen des taktilen Stimulators. Diesen lernt sie erst während des Suchvorganges kennen. Als die Versuchspersonen mit den Möglichkeiten des Stimulators näher vertraut waren, änderten sie ihre vorhandenen Vorstellungen von der Zielwahrnehmung und entwickelten neue Ideen für die Muster. Die Versuchspersonen brauchten sich demnach nur auf eine Bewertung von vorgeschlagenen Mustern zu konzentrieren und erzeugten dadurch mit Hilfe des WDS taktile Reize nach ihren eigenen Vorstellungen.



# Zusammenfassung und Diskussion

Die besondere Herausforderung dieser Veröffentlichung bestand darin, einen Lernalgorithmus zu entwickeln, der Reize an nicht vorhersagbare taktile Wahrnehmungen anpasst. Dieser Lernalgorithmus wurde in einem wahrnehmungsbasierten Dialogsystem eingesetzt, um taktile Reize zu generieren. Beim wahrnehmungsbasierten Dialogsystem steuert der Mensch durch seine Bewertung zielgerichtet den technischen Lernalgorithmus. Durch Einbeziehung der menschlichen Wahrnehmung ergibt sich einerseits der wesentliche Vorteil, dass von dem Wahrnehmungsprozess kein Modell benötigt wird. Andererseits erweist sich die begrenzte Konzentrationsfähigkeit eines Menschen als nachteilig. Hieraus resultiert die Notwendigkeit, den Lernalgorithmus hinsichtlich des zeitlichen Konvergenzverhaltens zu optimieren, damit der Suchvorgang erfolgreich solche taktilen Reizparameter findet, die Wahrnehmungen nach der Vorstellung des Menschen auslösen.

Zur Erfüllung der Aufgabenstellung mussten die vorhandenen Schnittstellen zwischen dem Menschen und der Technik wesentlich erweitert, sowie die folgende drei Bereiche erarbeitet werden:

1. Entwicklung einer deterministischen Bewertungsroutine als Grundlage zur Optimierung des Lernalgorithmus
2. Optimierung des Lernalgorithmus
3. Exemplarische Erprobung der wahrnehmungsbasierten Suche von taktilen Wahrnehmungen

## 9.1 Entwicklung der Schnittstellen zwischen Technik und Mensch

Bei der Entwicklung der Benutzerdialoge für die Bewertung von taktilen Wahrnehmungen mussten zwei Bedingungen erfüllt werden: Die Versuchsperson sollte kein Wissen über den taktilen Stimulator und über die Informationsverarbeitung der taktilen Wahrnehmung benötigen. Zweitens musste die Aufgabe für die Versuchsperson möglichst einfach sein, damit sie sich auf die Wahrnehmung konzentrieren konnten und nicht durch andere Aufgaben abgelenkt wurden.

Zur Bewertung von taktilen Wahrnehmungen wurde eine Kombination von zwei etablierten Methoden kombiniert, die psychophysische Beziehung nach Fechner und die nach Stevens. Während die Methode nach Fechner nur auf einem Unterscheidbarkeitskriterium beruht, muss die Versuchsperson bei Stevens zusätzlich ein Qualitätsmaß angeben. Dies fällt der Versuchsperson bei nicht vertrauten Wahrnehmungen schwer. Ob jedoch unterscheidbare Wahrnehmungen vorliegen oder nicht, kann von einer Versuchsperson leichter beurteilt werden. Nach einer personenabhängigen unterschiedlichen Eingewöhnungszeit kann zusätzlich zur Unterscheidbarkeit noch ein Qualitätsmaß angegeben werden. Für diese Bewertung von Wahrnehmungen wurde ein spezieller Benutzerdialog entwickelt, mit dem eine Versuchsperson sowohl unterscheidbare Reize klassifizieren, als auch ein einfaches Qualitätsmaß beim Vergleich von Reizen angeben kann.

Im Fortgang der Arbeit wurde der entwickelte Benutzerdialog spezifisch an den Lernalgorithmus angepasst. Dadurch ergibt sich die Möglichkeit, Zusatzinformationen an den Lernalgorithmus zu übermitteln, um den Suchvorgang zu beschleunigen. So wurde z.B. der Benutzerdialog erweitert, um Gruppen von Mustern zu bilden. Diese Information konnte vom Lernalgorithmus gezielt ausgewertet werden, um die Entstehung von unerwünschten Superindividuen zu verhindern. Die Schwierigkeit bei der Entwicklung des Benutzerdialoges besteht im wesentlichen darin, einerseits für den Lernalgorithmus möglichst viele Informationen zu bekommen, andererseits die Bewertung für den Benutzer sehr einfach zu gestalten.

Für die Schnittstelle vom technischen System zum Menschen konnte nicht auf kommerziell verfügbare Stimulatoren zurückgegriffen werden, da diese die gewünschten Anforderungen bei weitem nicht erfüllen. Deshalb mussten taktile Stimulatoren speziell für dieses System entwickelt werden. Es wurden zwei unterschiedliche taktile Stimulatoren realisiert: ein Arm-Stimulator, der den Unterarm einer Versuchsperson stimulieren kann und ein 5-Finger-Stimulator für die linke Hand. Die Aktuatoren sind in ihren Eigenschaften der jeweiligen Hautregion angepasst in Aktuatorgröße, Stimulationsfrequenz, Stimulatordichte und Eindringtiefe des Aktuators in die Haut. Die Entwicklung der taktilen Stimulatoren wurde größtenteils in dem vom BMBF geförderten Projekt LENI durchgeführt. Es stellte sich heraus, dass eine taktile Informationsübertragung mit dem 5-Finger-Stimulator erfolgreicher durchgeführt werden kann als mit dem Arm-Stimulator. Eine Stimulation der Finger löst eine wesentlich vertrautere Wahrnehmung aus als die Stimulation des Unterarmes. Um die Anzahl der Experimente mit Versuchspersonen zu begrenzen, wurde nur der 5-Finger-Stimulator eingesetzt, welcher verglichen mit dem im LENI Projekt für diese Arbeit wesentlich verbessert wurde, sowohl in der Reizerzeugung als auch in der Ansteuerungselektronik.

Der taktile Elementarvorrat der Stimulationseinheit wurde für erste Untersuchungen eines taktilen wahrnehmungsbasierten Dialogsystems als ausreichend groß abgeschätzt. Für



eine im täglichen Leben anwendbare Tastsprache stellt der eingesetzte Stimulator jedoch die größte Einschränkung des Gesamtsystems  $TI^2$  dar. Daher wird empfohlen, weiterführende Entwicklungen für eine effektivere Stimulationseinheit durchzuführen. Dabei sollte die Dichte der Aktuatoren vergrößert und die Beschränkung der diskreten Zustände der Piezoaktuatoren aufgehoben werden, um kontinuierliche Zustände zu ermöglichen. Vielversprechend sind auch zusätzliche Freiheitsgrade für die Stimulationseinheit. So könnten z.B. Scherkräfte vom Stimulator erzeugt werden, um den taktilen Elementarvorrat zu erhöhen.

## 9.2 Verfahren zur Optimierung eines wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus

Da beim Einsatz eines taktilen WDS keine Implantation der Stimulationseinheit nötig ist, kann es ohne größeren Aufwand an einer Versuchsperson erprobt werden. Dies stellt eine gute Ausgangssituation für die Entwicklung des taktilen WDS dar. Es zeigte sich schnell, dass eine einfache Erprobung möglich ist, sich jedoch durch den Einsatz einer Versuchsperson eine relativ kurze Zeitspanne ergibt, in der taktile Wahrnehmungen gefunden werden müssen. Deshalb fällt der Optimierung des Lernalgorithmus eine erhöhte Bedeutung zu. Der Lernalgorithmus benötigt dazu optimale Parameter (Operatoren), die nicht analytisch zu berechnen sind, weil der Wahrnehmungsprozess nicht durch ein technisches Modell beschreibbar ist. Für die Optimierung kann der Mensch, neben der zeitlichen Beschränkung, auch deshalb nicht eingesetzt werden, weil er sich während des Optimierungsvorganges an die taktilen Stimulationen anpasst. Es kann dann nicht bestimmt werden, ob eine Verbesserung durch einen Operator oder durch eine veränderte Bewertung des Menschen hervorgerufen wurde. Deshalb kann eine Versuchsperson zwar für die Erprobung eines taktilen WDS eingesetzt werden, jedoch nicht für die Optimierung des technischen Lernalgorithmus. Die große Herausforderung bestand in der Entwicklung einer deterministischen Bewertungsroutine, die reproduzierbare Ergebnisse und identische Bewertungen zu denen einer Versuchsperson liefert. Wenn diese beiden Bedingungen erfüllt sind, kann die deterministische Bewertungsroutine zur Optimierung des Lernalgorithmus eingesetzt werden.

Bei taktilen Wahrnehmungen ist nicht im voraus zu bestimmen, welche Wahrnehmung ein taktiler Reiz bei einer Versuchsperson auslöst. Somit sind die Zielmuster unbekannt, die durch das taktile WDS gefunden werden. Da weder ein Modell für den Wahrnehmungsprozess vorliegt, noch die Zielmuster bekannt sind, wurde für die Entwicklung des Systems ein spezielles Vorgehen erarbeitet. Ein taktiler Wahrnehmungsvergleich ist bei weitem nicht so komplex wie die Vorhersage, welche Wahrnehmung durch welche Reize hervorgerufen werden. Daher beschränkt sich die Funktion der deterministischen Bewertungsroutine auf einen Vergleich von zwei taktilen Reizen. Ausgehend von diesem simulierten Wahrnehmungsvergleich besteht die Forderung an den Lernalgorithmus, jedes beliebige Zielmuster finden zu können.

Für die Entwicklung der deterministischen Bewertungsroutine stand nur eine geringe Anzahl von Versuchspersonen zur Verfügung, die jeweils zwei taktile Reize vergleichen sollten. Für den Lernalgorithmus ist es entscheidend, Muster zu bekommen, die mit der Zielvorstellung der Versuchsperson Ähnlichkeit aufweisen. Dies beinhaltet zwei unterschiedliche Aussagen. Die erste ist eine Angabe der Ähnlichkeit von taktilen Reizen. Diese Aufgabe ist für eine Versuchsperson relativ leicht zu erfüllen. Deshalb kann davon ausgegangen werden, dass eine größere Anzahl von Versuchspersonen zu keinen wesent-

lichen Veränderungen führen würde. Die zweite Aufgabe besteht darin, dass die Versuchsperson eine Zielvorstellung hat. Diese kann sich bei jeder Versuchsperson unterscheiden und ist zudem auch nicht vorherzusagen. Somit sind keine Zielmuster besonders herauszustellen. Deshalb wird die Fähigkeit des Lernalgorithmus überprüft, eine größere Anzahl von zufällig generierten Zielmustern zu finden.

Eine Anpassung der deterministische Bewertungsroutine an die Versuchspersonen ist nur sinnvoll, wenn eine Versuchsperson reproduzierbare taktile Vergleiche durchführen kann. Es zeigte sich, dass sie erst nach einer Gewöhnungsphase von fünf bis sechs Versuchstagen dazu in der Lage sind, wobei täglich immer nur eine Bewertung aller Muster durchgeführt wurde. Reproduzierbarkeit bedeutet jedoch keine volle Übereinstimmung. Es traten in ca. 30% der Fälle Abweichungen auf, die jedoch maximal nur zwei Ähnlichkeitsklassen auseinander lagen, so dass eine Reproduzierbarkeit angenommen werden kann.

Für die reproduzierbaren Bewertungen erreicht die deterministische Bewertungsroutine eine hohe Übereinstimmungsquote von ca. 90% zu den Versuchspersonen. Durch diesen hohen Wert kann die Anpassung der deterministischen Bewertungsroutine an unterschiedliche Versuchspersonen-Daten als erfolgreich angesehen werden. Der entwickelte Ansatz einer Merkmalextraktion mittels Zeitreihen mit anschließender Anpassung an die Versuchspersonen-Daten hat sich somit bewährt.

Für den Einsatz der deterministischen Bewertungsroutine mit einem Lernalgorithmus ist die Fähigkeit sehr wichtig, Vergleiche von unbekanntem Mustern durchzuführen, weil bei späteren Suchvorgängen permanent unbekannte Muster bewertet werden müssen. Deshalb bestand das Ziel darin, dass die deterministische Bewertungsroutine nicht nur Bewertungen von bekannten Daten durchführen, sondern auch unbekanntem Mustervergleiche generalisieren kann. Zur Verifikation führten die Versuchspersonen einen Wahrnehmungsvergleich von gefundenen Stimulationsparametern mit Zielparametern durch. Während des Suchvorganges wurden der deterministischen Bewertungsroutine permanent unbekannte Muster zur Bewertung präsentiert. Das Ergebnis zeigt, dass die hervorgerufenen Wahrnehmungen größtenteils als ähnlich beurteilt wurden. Dies lässt den Schluss zu, dass die deterministische Bewertungsroutine sowohl bekannte als auch unbekanntem Mustervergleiche durchführen kann und somit für die Optimierung des Lernalgorithmus geeignet ist.

Mit Hilfe der deterministischen Bewertungsroutine kann auch analysiert werden, ob die Versuchsperson unterschiedliche Kriterien für ihre Bewertung der taktilen Wahrnehmungen zugrunde legt. Beispielsweise trug bei einer Versuchsperson die Geschwindigkeit der Reize nicht wesentlich zur Bewertung bei, bei einer anderen war der Rhythmus nicht ausschlaggebend. Diese Analyse zeigt einen interessanten Weg auf, die Wahrnehmungsstrategie einer Versuchsperson zu bestimmen, ohne dass sie diese selbst explizit formulieren muss.

### 9.3 Optimierung des Lernalgorithmus

Nach der Entwicklung der deterministischen Bewertungsroutine und der Anpassung an die Versuchspersonen kann mit ihr die Optimierung des Lernalgorithmus erfolgen. Dadurch sind erst die Voraussetzungen für die Optimierung gegeben und ein Vergleich von unterschiedlichen Lernalgorithmen und die Analyse des Lernprozesses sind möglich. Die Analyse ist ein besonders wichtiger Punkt, weil der Fokus der Optimierung nicht auf der Suche nach *einer* Lösung liegt, sondern auf der von einer größeren Anzahl von Lösungen. Damit der Lernalgorithmus in einem wahrnehmungsbasierten Dialogsystem eingesetzt werden kann, soll bei der Optimierung nicht nur die Suche effizienter gestaltet werden, sondern es muss auch die Fähigkeit des Lernalgorithmus überprüft werden unbekannte Zielparameter zu finden. Dies ist ein weiterer wichtiger Aspekt, weil nicht vorhergesagt werden kann, welche Stimulationsparameter bei den Versuchspersonen welche Wahrnehmungen auslösen. Somit sind die Zielparameter unbekannt.

Die Ergebnisse der Optimierung zeigen, dass das eingeführte Bewertungsmaß um 30% verbessert werden konnte und somit die Optimierung erfolgreich war. Außerdem wurden die unterschiedlichen Operatoren für den Einsatz in einem WDS untersucht. Dabei konnte auf keine theoretischen Ansätze zurückgegriffen werden. Auch etablierte Testdatensätze von Standardproblemen konnten nicht eingesetzt werden, weil es nicht möglich ist, die Ergebnisse der Optimierung mit Testdatensätze auf ein taktiles WDS zu übertragen.

Die Analyse der Lernalgorithmen zeigt, dass der Standard-Rekombinations-Operator (One-Point-Crossover) für den Einsatz in einem wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus ungeeignet ist, weil er nur in 4% der Fälle bei der Optimierung eine Fitnessverbesserung hervorgerufen hat, die dann auch noch gering ausfiel. Aus diesem Grund musste ein Rekombinations-Operator für einen taktilen wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus entwickelt werden. Simulationen mit diesem Operator ergeben, dass die taktile Rekombination wesentlich häufiger (in 15% der Fälle) eine Fitnessverbesserung hervorruft und von allen evolutionären Operatoren die größte durchschnittliche Fitnessverbesserung produziert.

Ein weiteres Ergebnis der Analyse der Optimierung des Lernalgorithmus besteht darin, dass die Optimierung nicht nur eine Verbesserung der Konvergenzgeschwindigkeit auf dem eingeführten Bewertungsmaß bewirkt, sondern auch eine verbesserte Übereinstimmung beim Wahrnehmungsvergleich durch die Versuchspersonen. Dies ist ein wichtiger Aspekt, weil die Optimierung somit auch eine Verbesserung im Wahrnehmungsraum (Phänotyp) erreicht und nicht nur eine bei den Reizparametern (Genotyp).

Weil die Zielwahrnehmung einer Versuchsperson für einen vorgegebenen Begriff nicht vorhersagbar ist und sich die Zielmuster verschiedener Versuchspersonen unterscheiden, wurden zufällig generierte Zielmuster untersucht. Bei dieser Suche wurde nur das Ergebnis der Suche von den Versuchspersonen durch einen Wahrnehmungsvergleich bewertet. Ein Vergleich aller gefundenen Muster untereinander, wie dies bei der Entwicklung der deterministischen Bewertungsroutine durchgeführt wurde, ist nicht nötig, weil nur das Suchergebnis zur Bewertung erforderlich ist. Dadurch konnte der Suchvorgang mit einer erheblich größeren Anzahl von Mustern analysiert und bewertet werden, wodurch eine statistische Auswertung der Operatoren möglich wurde. Diese beinhaltete sowohl die durchschnittliche Verbesserung eines Operators pro Generation als auch die Häufigkeit einer erfolgreichen Anwendung. Aufbauend auf den Ergebnissen sind die evolutionären Operatoren anschließend hinsichtlich des Einsatzes in einem WDS beurteilt worden. Somit ist ein neues Verfahren entwickelt worden, einen Lernalgorithmus für den Einsatz

in einem wahrnehmungsbasierten Dialogsystem zu analysieren, zu optimieren und zu testen. Aufgrund fehlender Möglichkeiten den Wahrnehmungsprozess zu modellieren, waren diese Möglichkeiten vorher mit theoretischen Ansätzen nicht möglich.

Die Analyse der Effizienz der Operatoren bei der Suche zufälliger Muster erlaubt die Ableitung einer Suchstrategie des entwickelten Lernalgorithmus. Die Effizienz eines Operators wurde durch die Häufigkeit einer Verbesserung gemessen. Ordnet man die Operatoren nach dieser, so ergibt sich für die wichtigsten folgende Rangfolge: Hinzufügen von Aktivitäten, räumliche Verschiebung und zeitliche Verschiebung. Als Suchstrategie ist zu erkennen, dass sich die Muster erst durch das Hinzufügen von Aktivitäten aufbauen. Anschließend passt der Lernalgorithmus die Muster durch eine räumliche und zeitliche Verschiebung immer mehr an.

Ein weiterer interessanter Aspekt liegt darin, dass der Lernalgorithmus sogar mit Bewertungsroutinen von verschiedenen Versuchspersonen, die sich durch eine unterschiedliche Gewichtung unterscheiden, eine erfolgreiche Suche durchführen kann. Dieses Verhalten ist so zu erklären, dass für eine erfolgreiche Suche die Bewertung von taktilen Wahrnehmungen hinsichtlich der Ähnlichkeit angegeben werden muss. Auf welchen Kriterien jedoch diese Bewertung beruht, ist nicht entscheidend. Deshalb liegt die Annahme nahe, dass sich die Ergebnisse von drei Versuchspersonen auf eine größere Anzahl übertragen lässt, falls die zusätzlichen Versuchspersonen in der Lage sind, taktile Muster hinsichtlich der Ähnlichkeit zu bewerten.

Außerdem lässt sich das eingesetzte Verfahren zur Optimierung des taktilen wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus auch auf andere Wahrnehmungsmodalitäten erweitern, wenn es möglich ist, Merkmale für einen Vergleich von zwei Reizen anzugeben.

Zusammenfassend kann konstatiert werden, dass die guten Ergebnisse den Einsatz des optimierten Lernalgorithmus mit einer Versuchsperson ermöglichen.

### **9.4 Suche nach taktilen Wahrnehmungen durch wahrnehmungsbasierte Mustererzeugung**

Die Aufgabe des wahrnehmungsbasierten Dialogsystems besteht darin, taktile Reize in Interaktion mit einer Versuchsperson zu generieren. Dies geschieht in einem iterativen Prozess, wobei der Lernalgorithmus taktile Reize erzeugt und die Versuchsperson diese wahrnimmt und anschließend bewertet. In Abhängigkeit von dieser Bewertung führt der Lernalgorithmus eine gerichtete Suche durch und wird somit von den Versuchspersonen gesteuert. An diesen Versuchen nahmen nur drei Versuchspersonen teil, wobei eine größere Anzahl von Versuchspersonen wünschenswert gewesen wäre. Dies hätte jedoch den Rahmen dieser ersten grundlegenden Arbeit über die Optimierung eines Lernalgorithmus für ein wahrnehmungsbasiertes Dialogsystem bei weitem überschritten. Die durchgeführten Experimente stellen somit nur eine exemplarische Erprobung des Systems dar. Wesentliche Eigenschaften des Systems konnten dennoch deutlich herausgearbeitet werden.

In den beschriebenen Experimenten konnten mit Erfolg einige taktile Wahrnehmungen zu vorgegebenen Begriffen mit dem taktilen intelligenten Informationssystem gefunden werden. Bei der Begriffswahl ist mit zu berücksichtigen, dass es Beschränkungen der taktilen Stimulationseinheit hinsichtlich der erzeugbaren Wahrnehmungsmöglichkeit gibt. Weiter sollten die Begriffe so gewählt werden, dass sich auch ungeübte Versuchspersonen eine Zielwahrnehmung dafür überlegen können.

Die Versuchspersonen fanden mit dem optimierten Lernalgorithmus Wahrnehmungen, die größtenteils ihrer Vorstellung entsprachen. Die Anpassung der taktilen Reize an die Vorstellung der Versuchspersonen konnte innerhalb von 30 Generationen erreicht werden. Hier zeigt sich eine Übereinstimmung zu den Suchvorgängen in der Optimierungsphase. Die individuellen taktilen Stimulationsparameter der Versuchspersonen unterscheiden sich jedoch wesentlich. Eine anschließende Visualisierung der Stimulationspfade ergab teilweise überraschende Stimulationsparameter, weil eine Ableitung der gefundenen taktilen Reize aus visuellen Reizen für die Begriffe nicht möglich ist. Daraus folgt, dass für die taktile Sinnesmodalität individuelle Reize generiert werden müssen, die an die speziellen Eigenschaften der taktilen Informationsverarbeitung angepasst worden sind. Es hat sich ebenfalls gezeigt, dass der Lernalgorithmus in der Lage ist, unterschiedliche Reizparameter für einen vorgegebenen Begriff zu finden. Dies ist zugleich ein wesentliches Merkmal für einen wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus, da dieser, ausgehend von den Bewertungen der Versuchspersonen, gerichtet Stimulationsparameter suchen soll.

Der große Vorteil beim Einsatz des wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus besteht darin, dass kein vollständiges Modell des Wahrnehmungsprozesses benötigt wird, sondern ein Verfahren gefunden wurde, wie sich eine Versuchsperson und ein technischer Lernalgorithmus gegenseitig ergänzen, um personenangepasste taktile Reize zu erzeugen. Durch die grundlegenden Untersuchungen über das Zusammenspiel eines technischen Lernalgorithmus mit den taktilen Wahrnehmungen einer Versuchsperson konnten in dieser Arbeit erstmals taktile Reize generiert werden, die ausschließlich durch den Dialog der Versuchsperson mit dem Lernalgorithmus entstanden sind.

Besitzt die Versuchsperson eine sehr detaillierte zeitliche und räumliche Vorstellung und auch eine Idee, wie sich das Muster aus den Initialmustern entwickeln könnte, kommen nur wenige Operatoren zur Optimierung in Frage. Ist dies der Fall läuft die wahrnehmungsbasierte Suche nicht mehr effektiv ab. Wenn eine konkrete Vorstellung der Versuchsperson vorliegt, müsste ein erweiterter Benutzerdialog eingesetzt werden, der nicht nur einen Vergleich verlangt, sondern zusätzliche Angaben erfordert, wie z.B. die Angabe von Richtungen oder räumlichen Positionen. Bei diesem Vorgehen ist jedoch ungeklärt, ob die Stimulationseinheit in der Lage ist, die gewünschte Wahrnehmung zu erzeugen. Ein weiteres Problem besteht darin, dass sich die Versuchspersonen von der visuellen, räumlichen Vorstellung leiten lassen und versuchen, diese auf die taktile Wahrnehmung zu übertragen. Das ist in den meisten Fällen jedoch nicht möglich.

Da eine verlässliche Vorhersage über das Verhalten von Versuchspersonen nicht möglich ist, sollte die Flexibilität des Lernalgorithmus nicht durch starre Vorgaben reduziert werden. So wurde bei der Selektion versucht, aus der Anzahl der Gruppen die Entscheidung abzuleiten, ob eine Rekombination oder eine Mutation ausgeführt werden soll. Dieses Vorgehen kann zwar in einigen Fällen einen Vorteil bringen, es besteht jedoch die Gefahr, dass dadurch eine erfolgreiche Suche verhindert wird.

## 9.5 Ausblick

Der taktile Sinneskanal des Menschen stellt eine noch weitgehend ungenutzte Möglichkeit dar, Informationen zu übertragen. Diese Methode könnte z.B. im täglichen Leben eingesetzt werden, um von anderen Menschen unbemerkt Informationen aufzunehmen. Dadurch könnten vertrauliche Informationen übertragen werden, ohne Menschen in der Umgebung durch akustische oder visuelle Reize zu belästigen. Es wäre auch eine taktile Informationsübertragung bei der Steuerung von Maschinen oder Fahrzeugen denkbar. Dies ist besonders in Situationen sinnvoll, in denen der visuelle und der auditive Sinneskanal schon belegt sind oder leicht gestört werden könnten, z.B. bei sich schnell bewegendenden Maschinen mit zusätzlich großer Geräuschquelle. Hier eröffnet sich die Möglichkeit, Informationen mit hoher Priorität störungsfrei über den taktilen Kanal zu übermitteln.

Vorhandene Tastsprachen werden zur Zeit überwiegend von blinden Personen genutzt. Die dabei erreichte Geschwindigkeit der Informationsaufnahme ist sehr beeindruckend. Diese Tastsprachen werden jedoch von normalsichtigen Menschen aus mehreren Gründen nicht verwendet. Ein Grund besteht in der ausschließlichen Anpassung des Menschen an vorgegebene taktile Reize.

In dieser Arbeit wird ein alternativer Ansatz für eine taktile Tastsprache vorgeschlagen. Im Gegensatz zu den vorhandenen Tastsprachen kann durch den wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus eine Anpassung der Stimulationsparameter und die daraus resultierenden Wahrnehmungen an die Vorstellung des Menschen erreicht werden, aufbauend ausschließlich auf den taktilen Wahrnehmungen. In diesem Fall muss sich nicht mehr nur der Mensch an vorgegebene taktile Stimulationen anpassen, sondern die taktilen Stimulationsparameter passen sich auch dem Menschen an. Dadurch ist es möglich, eine wahrnehmungsbasierte angepasste Tastsprache zu entwickeln, die einen neuen Ansatz für eine taktile Informationsaufnahme im täglichen Leben für normalsichtige Personen darstellt. Somit könnte auch für normalsichtige Personen das Tor für einen taktilen Informationsaustausch geöffnet worden sein.

Das entwickelte Verfahren für die Optimierung eines wahrnehmungsbasierten Lernalgorithmus ist jedoch nicht auf eine taktile Anwendung beschränkt. Bei einer Maschinen-Mensch-Kommunikation muss die Interaktionszeit zwischen technischem System und Menschen minimiert werden, um eine möglichst hohe Akzeptanz des technischen Systems durch den Menschen zu erreichen. Das eingesetzte Verfahren kombiniert die Vorteile eines technischen Lernalgorithmus mit den Fähigkeiten eines Menschen, um gemeinsam Stimulationsparameter zu finden. Durch das erfolgreiche Zusammenspiel werden Wahrnehmungen ausgelöst, die an den Menschen angepasst sind. Technische Anwendungen, bei denen Personen-angepasste Wahrnehmungen zur Informationsaufnahme eingesetzt werden, bieten den Vorteil, dass sich der Mensch nicht jedesmal an ein neues technisches System anpassen muss, sondern sich auf seine vertrauten Wahrnehmungen verlassen kann. In der heutigen Zeit nimmt der Mensch immer mehr Informationen über die beschränkte Anzahl seiner Sinneskanäle auf. Dabei ist es besonders wichtig, dass die Sinnesreize intuitiv zu interpretieren sind. Dies stellt eine wesentliche Vereinfachung für den Menschen dar und somit auch für die Akzeptanz des technischen Systems.

## Literaturverzeichnis

- [1] H. Hanser und C. Scholtyssek, *Lexikon der Neurowissenschaft*. Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg, Berlin, 2000.
- [2] E. B. Goldstein, *Wahrnehmungpsychologie*. Spektrum Akademischer Verlag, Heidelberg, Berlin, 1997.
- [3] R. Eckmiller, R. Hünemann, und M. Becker, "Exploration of a dialog-based tunable retina encoder for retina implants," *Neurocomputing*, vol. 26-27, pp. 1005–1011, 1999.
- [4] M. Becker, *Lernverfahren für die wahrnehmungsbasierte Optimierung sensorischer Neuroimplantate*. Dissertation, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, 1999.
- [5] R. Eckmiller, D. Neumann, and O. Baruth, "Tunable retina encoders for retina implants: Why and how," in *Journal of Neural Engineering - Special Issue*, vol. 2, pp. 91–104, 2005.
- [6] I. W. and M. G. Jennifer, "Neurophysiology: Electrically evoking sensory experience," in *Current Biology*, vol. 8(12), pp. R412–R414, 1998.
- [7] K. O. Johnson, "Neural coding and the basic law of psychophysics," in *The Neuroscientist*, vol. 8(2), pp. 111–121, 2002.
- [8] R. M. Friedman, K. W. G. P. S. Khalsa, and R. H. LaMotte, "Neural coding of the location and direction of the moving object by a spatially distributed population of mechanoreceptors," in *The Journal of Neuroscience*, vol. 22(21), pp. 9556–9566, 2002.
- [9] S. J. Bolanowski, G. A. Gescheider, R. T. Verrillo, and C. M. Checkosky, "Four channels mediate the mechanical aspects of touch," in *Journal of Acoustical Society of America*, vol. 84, no. 5, pp. 1680–1694, 1988.
- [10] D. A. Eves and M.M. Novak, "Animated Tactile Sensations in Sensory Substitution Systems", in *Proceedings of The First European Conference on Disability, Virtual Reality and Associated Technologies*, Maidenhead, UK, pp. 192–199, 1996.
- [11] P. Bach-y-Rita and S. W. Kercel, "Sensory substitution and the human-machine interface," in *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 7(12), 2003.
- [12] P. Bach-y-Rita, M. E. Tylera, and K. A. Kaczmarek, "Seeing with the brain," in *International Journal of Human-Comp. Interaction*, vol. 15, pp. 285–295, 2003.
- [13] R. Eckmiller, T. Schieder, und C. Wilks, "Method and Device for the Generation of Intersensory Perception-Associations," *EP 1398012, PCT WO2004019752*, 2002.
- [14] A. H. Rupert, "An instrument solution for reducing spatial disorientation mishaps - a more natural approach to maintaining spatial orientation," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 19, pp. 71–80, 2000.
- [15] S. J. Gibson, C. J. Solomon, and A. Pallares-Bejarano, "Synthesis of photographic quality facial composites using evolutionary algorithms," in *Proceedings of the British Machine Vision Conference* (R. Harvey and J. A. Bangham, eds.), pp. 221–230, 2003.
- [16] S. S. Stevens, "To honor Fechner and repeal his law," in *Science*, vol. 133, pp. 80–86, 1961.

- [17] R. Schmidt, G. Thews und F. Lang, *Physiologie des Menschen*. Berlin Heidelberg New York: Springer, 2000.
- [18] S. S. Stevens, *Psychophysics: Introduction to Its Perceptual, Neural, and Social Prospects*. New York, NY: John Wiley and Sons, 1975.
- [19] K. Shimoga, "A survey of perceptual feedback issues in dexterous telemanipulation: Part I. finger force feedback," in *Proceedings of IEEE Annual Virtual Reality International Symposium*, pp. 263–270, 1993.
- [20] D. Kontarinis and R. Howe, "Tactile display of vibratory information in teleoperation and virtual environments," in *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 4(4), pp.387–402, 1995.
- [21] F. Reynier and V. Hayward, "Summary of the kinesthetic and tactile function of the human upper extremity," Tech. Rep. CIM-93-4, McGill Research Center for Intelligent Machines, 1993.
- [22] R. Romo and E. Salinas, "Sensing and deciding in the somatosensory system," in *Current Opinion in Neurobiology*, vol. 9(4), pp. 487–493, 1999.
- [23] J. J. DiCarlo and K. O. Johnson, "Spatial and temporal structure of receptive fields in primate somatosensory area 3b: Effects of stimulus scanning direction and orientation," in *The Journal of Neuroscience*, vol. 20(1), pp. 495–510, 2000.
- [24] D. Durstewitz, J. K. Seamans, and T. J. Sejnowski, "Neurocomputational models of working memory," in *Nature Neuroscience*, vol. 3, pp. 1184–1191, 2000.
- [25] N. Hadjikhani and P. E. Roland, "Cross-modal transfer of information between the tactile and the visual representations in the human brain: A positron emission tomographic study," in *The Journal of Neuroscience*, vol. 18(3), pp. 1072–1084, 1998.
- [26] J. A. Harris, C. Miniussi, I. M. Harris, and M. E. Diamond, "Transient storage of a tactile memory trace in primary somatosensory cortex," in *Journal of Neuroscience*, vol. 22, pp. 8720–8725, 2002.
- [27] K. Srinivas, A. J. Greene, and R. D. Easton, "Visual and tactile memory for 2-d patterns: Effects of change of size and left-right orientation," in *Psychonomic Bulletin & Review*, vol. 4, pp. 535–540, 1997.
- [28] S. A. Roy and D. K. Alloway, "Coincidence detection or temporal integration? What the neurons in somatosensory cortex are doing," in *The Journal of Neuroscience*, vol. 21(7), pp. 2462–2473, 2001.
- [29] G. Miller, E. Galanter, and K. Pribram, *Plans and the Structure of Behavior*. New York: Holt Rinehart and Winston, Inc., 1960.
- [30] A. Baddeley, "Working memory: Looking back and looking forward," in *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 4, pp. 829–839, 2003.
- [31] A. Baddeley, "The episodic buffer in working memory," in *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 4, pp. 417–422, 2000.
- [32] C. Miles and H. Borthwick, "Tactile short-term memory revisited," in *Memory*, vol. 4, pp. 655–668, 1 1996.
- [33] J. Harris, I. M. Harris, and M. E. Diamond, "The topography of tactile working memory," in *The Journal of Neuroscience*, vol. 21(20), pp. 8262–8269, 2001.
- [34] P. Mahrer and C. Miles, "Recognition memory for tactile sequences," in *Memory*, vol. 10, pp. 7–20, 1 2002.



- [35] R. Sutton und A.G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*. Cambridge, MA: MIT-press, 1998.
- [36] G. Rudolph und H.-P. Schwefel, "Evolutionäre Algorithmen: Ein robustes Optimierungskonzept," in *Physikalische Blätter*, Vol. 50(3), S. 236–238, 1994.
- [37] T. Bäck and F. Hoffmeister, "Adaptive search by evolutionary algorithms," in *Models of Selforganization in Complex Systems (MOSES)*, vol. 64, pp. 156-163, Berlin: Akademie Verlag, 1992.
- [38] A. N. Antamoshkin, ed., *Global Optimization by Means of Evolutionary Algorithms*, Divnogorsk, Russia: Krasnojarsk Space Technology University, 3 1991.
- [39] T. Bäck and H.-P. Schwefel, "An overview of evolutionary algorithms for parameter optimization," in *Proceedings of the European Conference on Machine Learning*, pp. 1–23, 1993.
- [40] C. M. Reed, "The implications of the tadoma method of speechreading for spoken language processing," in *Proceedings of the International Conference on Spoken Language Processing (ICSLP)*, pp. 1489–1492, 1996.
- [41] Z. H. Tan, N. I. Durlach, C. M. Reed, and W. Rabinowitz, "Information transmission with a multifinger tactual display," in *Perception & Psychophysics*, vol. 61(6), pp. 993-1008, 1999.
- [42] C. Wada, S. Ino, and T. Ifukube, "Comparative study of adaptation phenomena between vibratory stimulation and braille like stimulation for tactile communication," in *Proceedings Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers*, vol. 32(8), pp. 1304–1306, 1996.
- [43] I. R. Summers and C. M. Chanter, "A broadband tactile array on the fingertip," in *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 112(5), pp. 2118–2144, 2002.
- [44] M. Benali-Khoudja, M. Hafez, J. -M. Alexandre, and A. Kheddar, "Tactile interfaces: A state of the art survey," in *Proceedings of the International Symposium on Robotics (ISR'04)*, pp. 721–726, 2004. .
- [45] B. P. Challis and A. D. N. Edwards, "Design principles for tactile interaction," in *Proceedings of the First International Workshop on Haptic Human-Computer Interaction*, London, UK: Springer-Verlag, pp. 17–24 , 2001.
- [46] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
- [47] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Reading, Massachusetts: Addison Wesley, 1989.
- [48] L. Altenberg, "The schema theorem and prices theorem," in *Proceedings of Foundations of Genetic Algorithms* (D. Whitley and M. Vose, eds.), pp. 23–49, M. Kaufmann, 1995.
- [49] S. Khuri, M. Schutz, and J. Heitkötter, "Evolutionary heuristics for the bin packing problem," in *Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms: Proceedings of the International Conference in Ales, France, 1995* (D. W. Pearson, N. C. Steele, and R. F. Albrecht, eds.), 1995.
- [50] K. Weicker, *Evolutionäre Algorithmen*. Teubner, Stuttgart, 2002.
- [51] B. Godde, B. Stauffenberg, F. Sprengler, and H. R. Dinse, "Tactile coactivation-induced changes in spatial discrimination performance," in *The Journal of Neuroscience*, vol. 20(4), pp. 1597–1604, 2000.
- [52] S. Hettich, C. Blake, and C. Merz, "UCI repository of machine learning databases," 1998. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>

- [53] D. Whitley, S. B. Rana, J. Dzubera, and K. E. Mathias, "Evaluating evolutionary algorithms," in *Artificial Intelligence*, vol. 85(1-2), pp. 245–276, 1996.
- [54] C. Wilks, T. Schieder, and R. Eckmiller, "Towards a tactile communication system with dialog-based tuning," in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Portland, Oregon, USA, pp. 1832–1837, 2003.
- [55] H. F. Hartl and R. Belew, "A global convergence proof for a class of genetic algorithms," Tech. Rep., Technische Universität Wien, 1990.
- [56] T. Bäck, "Optimal mutation rates in genetic search," in *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms* (S. Forrest, ed.), San Mateo, CA, USA: M. Kaufmann, pp. 2–8, 1993.
- [57] A. Pascual-Leone and R. Hamilton, "The metamodal organization of the brain," in *Progress in Brain Research* (M. P. C. Casanova, ed.), vol. 134, pp. 1–19, Amsterdam: Elsevier, 2001.
- [58] D.-Y. D. Wang and R. W. Proctor, "Stimulus-response compatibility effects for warning signals and steering responses," in *Proceedings of the Second International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment*, pp. 226–230, 2003.
- [59] T. Schieder, C. Wilks, und R. Eckmiller, "Towards a tunable tactile communication system: Concept and first experiments," in *International Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, pp. 767–776, IEEE, 2002.
- [60] D. Edel, "Aufbau und erste Erprobung eines Messplatzes zur taktilen Informationsübertragung mit lernfähigem Encoder," Diplomarbeit, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, Institut für Informatik, Abteilung Neuroinformatik, 2002.
- [61] Analog Devices, *Datenblatt, AD5532*, 2004.
- [62] National Semiconductor, *Datenblatt, Power Operational Amplifier LM675*, 1999.
- [63] Texas Instruments, *Datenblatt, TMS320VC5509 Fixed-Point Digital Signal Processor (Rev. G)*, 2001.
- [64] J. Dhiflaoui, "Demonstrator zum Lernen taktiler Muster als Tonfolgen," Diplomarbeit, Rheinische Friedrich-Wilhelms-Universität Bonn, Institut für Informatik, Abteilung Neuroinformatik, 2003.
- [65] Metec AG, *Datenblatt, B10*, 2002.
- [66] Palm Solutions Group, *Datenblatt, Tungsten C*, 2003.
- [67] C. S. Myers and L. R. Rabiner, "A comparative study of several dynamic time-warping algorithms for connected word recognition," in *The Bell System Technical Journal*, vol. 60(7), pp. 1389–1409, 1981.
- [68] K. Sastrya and D. E. Goldberg, "Let's get ready to rumble: Crossover versus mutation head to head," Tech. Rep. 2004005, Illinois Genetic Algorithms Laboratory (IlligAL), 1 2004.
- [69] C. Wilks and R. Eckmiller, "Optimization of a learning algorithm for tactile pattern generation," in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 2087–2092, 2005.
- [70] C. Wilks and R. Eckmiller, "Intelligent pattern generation for a tactile communication system," in *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN)*, pp. 349–356, DOI: 10.1007/11550822\_55, 2005.

- [71] C. Wilks and R. Eckmiller, "Optimization of an evolutionary algorithm for a tactile communication system," in *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 1967–1973, 2005.
- [72] S. Kirkpatrick, C. D. J. Gerlatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," in *Science*, vol. 220, pp. 671–680, 1983.



## Wissenschaftliche Veröffentlichungen 2001 - 2005

C. Wilks, T. Schieder, T. Frontzek, and R. Eckmiller

”Perception-based evolutionary learning of stimuli for a tactile device”.  
in *Proceedings of Eurohaptics 2001*. Birmingham : Research Paper Series , pp. 189-191,  
2001.

T. Schieder, C. Wilks, and R. Eckmiller

”Towards a tunable tactile communication system: concept and first experiments”.  
in *Proceedings of the IEEE International Workshop on Neural Networks for Signal  
Processing*. pp. 767-776, 2002.

C. Wilks, T. Schieder, and R. Eckmiller

”Towards perception-based generation of tactile languages”.  
in *Proceedings of Touch, Blindness and Neuroscience*, pp. 32, 2002.

C. Wilks, T. Schieder, and R. Eckmiller

”Towards a tactile communication system with dialog-based tuning”  
in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1832–  
1837, 2003.

C. Wilks and R. Eckmiller

”Optimization of a learning algorithm for tactile pattern generation”  
in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 2087–  
2092, 2005.

C. Wilks and R. Eckmiller

”Intelligent pattern generation for a tactile communication system”  
in *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN)*,pp  
349–356, DOI: 10.1007/11550822\_55, 2005.

C. Wilks and R. Eckmiller

”Optimization of an evolutionary algorithm for a tactile communication system”  
in *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 1967–1973,  
2005.