Franziska Heinze

Messtechnische Erfassung und objektive Bewertung von Bewegungsmustern beim Säugling

Diese Dissertation ist auf den Internetseiten
der Hochschulbibliothek der RWTH Aachen online verfügbar

Messtechnische Erfassung und objektive Bewertung von Bewegungsmustern beim Säugling

Von der Fakultät für Elektrotechnik und Informationstechnik
der Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen
zur Erlangung des akademischen Grades einer Doktorin der Ingenieurwissenschaften
genehmigte Dissertation

vorgelegt von

Diplom-Ingenieurin
Franziska Heinze

aus Lich

Berichter: Universitätsprofessor Dr. rer. nat. Günter Rau
Universitätsprofessor Dr.-Ing. Peter Vary
Universitätsprofessorin Dr. rer. nat. Catherine Disselhorst-Klug

Tag der mündlichen Prüfung: 19.11.2010

Diese Dissertation ist auf den Internetseiten der Hochschulbibliothek online verfügbar

Gewidmet meiner Familie.

Danksagung

Diese Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftliche Mitarbeiterin am Helmholtz-Institut für Biomedizinische Technik an der RWTH-Aachen.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Univ.-Prof. Dr. rer. nat. G. Rau (ehem. Direktor des Helmholtz-Instituts) und Frau Univ.-Prof. Dr. rer. nat. C. Dißelhorst-Klug (Leiterin Lehr- und Forschungsgebiet Rehabilitations- und Präventionstechnik, Institut für Angewandte Medizintechnik) für die wissenschaftliche Betreuung der Arbeit sowie für die Unterstützung und Förderung während meiner Tätigkeit am Helmholtz-Institut. Herrn Univ.-Prof. Dr.-Ing. P. Vary (Direktor des Instituts für Nachrichtengeräte und Datenverarbeitung) danke ich für das besondere Interesse an meiner Arbeit und die freundliche Übernahme des Korreferats.

Mein Dank geht außerdem an Herrn Ferdinand Bergamo und Herrn Dipl.-Ing. Fabian Kohler und sowie insbesondere an Frau Dipl.-Ing. Nikica Popovic, Herrn Dipl.-Ing. Stefan Kraemer und Herrn Dipl.-Ing. Bernd Geiser für die äußerst wertvolle fachliche wie auch außerfachliche Unterstützung. Darüber hinaus danke ich Herrn Elmar Junker für seine wertvolle Unterstützung bei Entwicklung und Betrieb der Meßsysteme. Ich bedanke mich bei allen ehemaligen Studenten der Fachbereiche Elektrotechnik und Medizin deren Einsatz zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen hat.

Für die konstruktive Zusammenarbeit bei der Durchführung der klinischen Validierungsstudien und der Hilfe bei klinischen Fragestellungen danke ich Herrn Dr. med. Nico Breitbach-Faller, Klinikum Esslingen. Für ihre wiederholte Teilnahme an zahlreichen Messreihen geht mein Dank außerdem an alle Patienten und Probanden.

Nicht zuletzt gilt mein ganz persönlicher Dank meiner Familie und Lars, die mir durch ihre immerwährende und unermüdliche Unterstützung den Weg zur Promotion geebnet haben.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung 1

2 Stand der Forschung 3

2.1 Motorische Entwicklung im ersten Lebenshalbjahr 3

2.1.1 Pathologische Veränderungen bei infantiler Zerebralparese 5

2.2 Entwicklungsdiagnostik 7

2.2.1 Neue Ansätze für eine objektive Diagnostik 8

2.3 Bewegungsanalyseverfahren 11

2.3.1 Photogrammetrische Rekonstruktion 11

2.3.2 Prinzip der magnetischen Bewegungsmessung 11

2.3.3 Prinzip der accelerometrischen Bewegungsmessung 12

2.3.4 Prinzip der gyrometrischen Bewegungsmessung 13

2.4 Fazit 15

3 Konzeptentwicklung 17

4 Entwicklung des Messverfahrens 19

4.1 Kinematisches Modell 19

4.2 Messverfahren 23

4.2.1 Kapazitive Beschleunigungssensoren 23

4.2.2 Signalauswertung 27

5 Mustererkennungsprozess 30

5.1 Merkmalsextraktion 30

5.1.1 Parameterdefinition 31

5.2 Merkmalsreduktion 43

5.2.1 Auswahl eines geeigneten Optimierungsansatzes 44

5.2.2 Eigene Entwicklung des Genetischen Algorithmus` 47

5.3 Klassifikation 60

5.3.1 Auswahl eines geeigneten Klassifikators 60
5.3.2 Eigene Entwicklung des Entscheidungsbaum-Klassifikators 62
5.4 Interpretation 80
5.5 Fazit 86

6 Ergebnisse und erste klinische Validierung 88

6.1 Messprozedur 88
6.1.1 Beschreibung des Patienten- und Probandenkollektivs 90
6.2 Ergebnisse 93
6.2.1 Altersabhängigkeit 93
6.2.2 Objektive Überprüfung der Klassifikationsleistung 110
6.2.3 Erklärungskomponente: Patientenbeispiel 112

7 Diskussion und Ausblick 119

8 Zusammenfassung 123

9 Literaturverzeichnis 127

10 Anhang 146

10.1 Differentialkondensator 146

11 Lebenslauf 149

1 Einleitung

Die infantile Zerebralparese (IZP) ist die häufigste Ursache für Behinderungen bei Kindern und betrifft ungefähr eine von 400 Lebendgeburten. Diese bei Kindern auftretende, funktionelle Hirnschädigung verläuft in der Regel nicht progressiv. Insbesondere Frühgeborene haben ein deutlich erhöhtes Risiko, eine IZP zu erleiden. Dabei steigt das Risiko, je früher die Schwangerschaft beendet ist [Ferrari 1998, Vojta 1981, Bobath 1977, Med-World 2002]. Häufig verhindert oder verzögert die Hirnschädigung eine altersgerechte Entwicklung des Zentralen Nervensystems mit Konsequenzen für die Bewegungsfähigkeit, die Sprachentwicklung oder die geistige Entwicklung des Kindes.

In ungefähr 85% aller Fälle kommt es aufgrund der IZP zu spastischen Bewegungsstörungen [Ferrari 1998, Als 1996, Vojta 1981, Bobath 1977, Med-World 2002]. Dabei zeichnet sich das klinische Gesamtbild durch sehr unterschiedlich hohe Komplexität aus, die sich auf die Bereiche Tonus, Stärke und Koordination der Muskulatur bezieht. Jedes Kind mit IZP ist unterschiedlich stark betroffen, und die Schwierigkeiten bei der Steuerung der Bewegung reichen von „kaum wahrnehmbar“ bis hin zu „sehr auffällig“. Die am stärksten betroffenen Kinder sind schwer behindert und für den Rest ihres Lebens auf Betreuung und Pflege angewiesen. Zusätzlich benötigen die Patienten ihr Leben lang therapeutische Hilfsmittel, was neben der persönlichen Belastung zu einer beträchtlichen finanziellen Belastung des Gesundheitswesens führt [Als 1996, Med-World 2002].

Es existieren zwar erfolgreiche therapeutische Ansätze [Vojta 1981, Bobath 1977], diese bedingen jedoch für ihre Anwendung ein frühzeitiges Erkennen der sich entwickelnden Bewegungsstörung. Diese Voraussetzung ist allerdings besonders bei den therapeutisch aussichtsreichen, nur leicht betroffenen Fällen oftmals nur schwer zu erfüllen, da deutliche spastische Symptome bei IZP sich in der Regel erst mit Beendigung des zweiten Lebensjahres manifestieren. Welche Form der Spastik ein Kind entwickelt und wie schwer diese ausfallen

wird, ist daher in den ersten Lebensmonaten schwer vorhersehbar. Dabei sollte, um körperliche und intellektuelle Defizite auszugleichen, die Therapie der Kinder so früh wie möglich beginnen und möglichst die individuellen Bedürfnisse des Kindes berücksichtigen [Ferrari 1998, Als 1996, Buehler 1995, Vojta 1981, Bobath 1977].

In der Entwicklungsneurologie bei Säuglingen hat sich die visuelle Beobachtung der Spontanmotorik als wichtigstes diagnostisches Kriterium etabliert und die Reflexdiagnostik in den Hintergrund gedrängt [Prechtl 1997, Fenichel 2001]. Die typischen Veränderungen, die in der Spontanmotorik bewegungsgestörter Säuglinge zu beobachten sind, wurden von Prechtl verbal beschrieben [Ferrari 1990, Prechtl 1984, Prechtl 1990, Sival 1992]. Diese verbalen Beschreibungen bilden noch heute die Grundlage der Diagnostik einer sich entwickelnden Spastik bei Säuglingen, wobei der Arzt auf seine visuellen und somit subjektiven Beobachtungen der Spontanmotorik des Säuglings angewiesen ist. Dem Verfahren mangelt es jedoch an jeglichen quantitativen und damit objektiv vergleichbaren Angaben.

In eigenen Vorarbeiten [Meinecke 2006] konnte unter anderem gezeigt werden, dass charakteristische Unterschiede in der Spontanmotorik von gesunden Säuglingen und Säuglingen mit IZP bestehen und sich diese prinzipiell quantitativ erfassen lassen. Jedoch sind alle bisher angewendeten Verfahren zur Erfassung der Säuglingsbewegung sehr aufwendig und teuer und eignen sich somit nicht für den täglichen Einsatz beispielsweise in einer kinderärztlichen Praxis oder im Klinikalltag. Objektive, analytische Methoden, die schon bei Säuglingen eine Vorhersage über die Entwicklung der Spastik, sowie eine Validierung des Therapieerfolg erlauben und sich zusätzlich leicht in die kinderärztliche Routine integrieren lassen, stehen zurzeit noch nicht zur Verfügung.

Im Rahmen dieser Arbeit wird daher ein Verfahren zur messtechnischen Erfassung und objektiven Bewertung von Bewegungsmustern beim Säugling entwickelt. Hierbei wird neben einer angepassten Messtechnik und Signalverarbeitung ein klassischer Mustererkennungsprozess mit Merkmalsextraktion, Merkmalsreduktion, Klassifikation und Interpretation implementiert. Die Leistungsfähigkeit der Methodik wird in einer abschließend durchgeführten klinischen Validierung belegt. Die auf diese Weise erfolgreich entwickelte, kostengünstige und zuverlässige Lösung stellt die Voraussetzung für die Etablierung des Verfahrens in der kinderärztlichen Vorsorge dar. Die objektive Bewertung der Spontanmotorik und ihrer Entwicklung hat darüber hinaus große Bedeutung für die weitere Entwicklung von diagnostischen und besonders therapeutischen Ansätzen.

2 Stand der Forschung

2.1 Motorische Entwicklung im ersten Lebenshalbjahr

Wenn ein Kind nach 40 Schwangerschaftswochen geboren wird, bringt es neben den bekannten Reflexen und Reaktionen ein großes Repertoire an Fähigkeiten mit, die abgesehen von den Vitalfunktionen noch an die neue extrauterine Umgebung angepasst werden müssen. Verglichen mit anderen Säugetieren ist die menschliche Schwangerschaft sehr kurz, so dass die ersten zwei Monate nach der Geburt eine Fortsetzung der Fetalen Periode darstellen [Prechtl 2001]. Gerade die motorische Entwicklung des Neugeborenen mit ihren Verhaltenscharakteristika ist abhängig von der Reifung des Zentralnervensystems und steht unter der Dominanz subkortikaler Kerne. Diese reifen eher als die Hirnrinde und führen zu den sogenannten „primären Mustern“ oder Verhaltensmustern eines Neugeborenen. Mit zunehmender Hirnreifung werden diese Muster gehemmt, so dass die frühen Bewegungen eines Neugeborenen differenzierter und komplexer werden, einer ständigen Modifikation unterliegen und feineren bzw. selektiveren Bewegungsmustern angepasst werden. Dieser Prozess findet besonders in den ersten zwei Jahren statt, bis mit dem 3. Lebensjahr die Hirnreifung zu 80% abgeschlossen ist [Michaelis 1999]. Die wichtigsten „Meilensteine der Entwicklung“ werden aber bereits in den ersten 18 Monaten erreicht [Bobath 1977, Fleming 2001].

Hinter jeder aktiven Körperhaltung steckt eine Tendenz zur Aufrichtung gegen die Schwerkraft. Hierbei spielt besonders die Entwicklung der Nackenmuskulatur im Zusammenspiel mit dem vestibulären System, sowie dessen zunehmende Verschaltung mit dem okulomotorischen System eine wichtige Rolle, um zu einer sicheren Kopf- und Rumpfkontrolle zu gelangen [Michaelis 1999]. Dabei entstehen optimierte Körperhaltungen, die biomechanisch durch die Geometrie unseres Bewegungsapparates vorgegeben sind. Sie schneiden gleichzeitig in stati-

scher und dynamischer Muskelarbeit am ökonomischsten ab [Bobath 1977, Fleming 2001]. Die größten motorischen Entwicklungsfortschritte macht der Säugling in seinem ersten Lebensjahr. Wenn man sich nur auf die Phasen der körperlichen Entwicklung bezieht, erlernt er in diesen zwölf Monaten mehr einzelne Entwicklungsschritte als in seinen folgenden Lebensjahren. So lernt er den Prozess des Kopfhebens und der Körperrotation, den Prozess des Sitzens und Krabbelns und kommt über das Stehen innerhalb dieses ersten Jahres meist zum Prozess des Laufens [Fleming 2001, Ambühl-Stamm 1999, Prechtl 2001]. Das junge menschliche Nervensystem generiert von selbst noch während der intrauterinen Phase eine Vielfalt an motorischen Bewegungsmustern wie Stellreaktionen, isolierte Bewegungen der Extremitäten, Positionswechsel oder Gähnen, die noch lange nach der Geburt so erhalten bleiben [Michaelis 1999]. Erst ab dem dritten Monat beginnt eine der Umgebung und deren Anforderungen angepasste Umstrukturierung der motorischen und sensorischen Bewegungsabläufe des Neugeborenen.

Von den vielen verschiedenen Bewegungsmustern, die beginnend mit der Fetalzeit bis zum Ende des ersten halben Lebensjahres durchlaufen werden, ist die Spontanmotorik („general movements“ (GMs)) die für die funktionelle neurologische Beurteilung des Neugeborenen aussagekräftigste und hat die Reflexdiagnostik hierbei abgelöst [Fenichel 2001, Prechtl 1997c]. GMs sind grobe Bewegungen, die den ganzen Körper mit einbeziehen. Sie treten häufig auf und dauern relativ lange an (Sekunden bis Minuten), so dass sie gut beobachtbar sind. Die Bewegungen sind komplex und erstrecken sich variabel auf die Arme, den Kopf bzw. Hals, Beine und den Rumpf. Sie nehmen an Intensität, Kraft und Schnelligkeit abwechselnd ab und zu und bauen sich langsam auf oder ab. Drehbewegungen um die Achse der Extremitäten lassen die Bewegungen flüssig und geschmeidig aussehen.

Während der pränatalen Phase werden diese „fetal bzw. preterm GMs“ bis 6-9 Wochen nach dem errechneten Termin „writhing movements“ genannt. Nach etwa neun Wochen sind diese „writhing movements“ allmählich rückläufig während sich ab der 6. Woche die so genannten „fidgety movements“ ausbilden, die ihren Höhepunkt mit der Reifung der neuronalen Strukturen um den dritten Monat herum erreichen und dann langsam durch die Willkürmotorik und Bewegungen gegen die Schwerkraft abgelöst werden („intentional and antigravity movements“). Die unterschiedlichen Phasen der Spontanmotorik unterscheiden sich nicht in deren Quantität, sondern in der Qualität der Bewegung. Typische Charakteristika für die einzelnen Phasen sind:

Writhing movements

- von der Geburt bis etwa 2 Monate nach der Geburt

- wie preterm GMs aber mit moderater Bewegungsamplitude sowie Geschwindigkeit
- Variable Abfolgen der Bewegungen von Armen, Beinen, Kopf und Oberkörper
- Bewegungen laufen oft in elliptischen Bahnen ab („writhing" = winden)
- fließende, elegante Bewegungen von hoher Komplexität und mit großer Variation

Fidgety movements

- um 6.-20. Woche nach der Geburt
- Bewegungen kleiner Amplitude, geringer Geschwindigkeit aber variabler Beschleunigung aller Körperteile in alle Richtungen
- nur während der Wachphasen außer bei fokussierter Aufmerksamkeit und bei Schreien immer wieder anzutreffen
- abwechselnd auch gröbere Bewegungen, wie „Kicken der Füße", „wedeln" mit den Armen, oder „Freudenausbrüchen"
- manchmal mit „Drehen" oder „Greifen und Berühren" überlagert oder treten gemeinsam mit diesen Bewegungen auf

Der Hauptunterschied der „fidgety movements" im Vergleich zu den „writhing movements" drückt sich am ehesten in der kleiner werdenden Bewegungsamplitude und der verminderten Geschwindigkeit, aber höheren Varianz der Beschleunigung aus [Einspieler 2005].

2.1.1 Pathologische Veränderungen bei infantiler Zerebralparese

Eine eindeutige Trennlinie zwischen der leicht abnorm veränderten motorischen Entwicklung bei Kindern mit somatischen Erkrankungen (zerebrale und spinale Störungen, Muskel- und Gelenkerkrankungen) und auffälligen Normvarianten der individuell sehr unterschiedlichen frühkindlichen Entwicklung ist keineswegs einfach zu ziehen. Am Beispiel der infantilen Zerebralparese, werden die Schwierigkeiten besonders deutlich, die sich bei der Früherkennung „mittelschwer" oder sogar nur „leicht" betroffener Kinder, die nur schwache frühfunktionelle Veränderungen der motorischen Entwicklung aufweisen, ergeben. Für diese Gruppe ist eine Früherkennung noch von zusätzlicher Bedeutung, da die therapeutischen Ansätze bei diesen Fällen besonders aussichtsreich sind [Vojta 1981, Bobath 1977].

Die infantile Zerebralparese (IZP) ist die Folge einer bleibenden, aber nicht fortschreitenden funktionellen Hirnschädigung, charakterisiert durch Störungen im Bereich des Muskel- und Nervensystems, d.h. Entwicklungs- und Bewegungsstörungen der Körperhaltung (Veränderungen im Bereich von Tonus, Stärke, Koordination und Bewegungsabläufen), wobei die

spastische Variante mit 85% die häufigste Form der IZP darstellt [Feldkamp 1998, Krägeloh-Mann 2007, Stotz 2000, Kalbe 1993]. Die Haupterkrankung ist oft begleitet von einer Störung der Sinnesempfindung, Wahrnehmung, Kommunikation und/oder Empfindungsstörung [Krägeloh-Mann 2007, Stotz 2000].

Die zu Grunde liegende Hirnschädigung tritt bei etwa 1 von 400 Lebendgeburten auf, wobei insbesondere Frühgeborene wesentlich häufiger betroffen sind. Abhängig vom Geburtsalter kann dies bis zu 10 % bei einem Geburtsgewicht zwischen 1000 - 1500g und bis zu 30% bei einem Geburtsgewicht unter 1000g sein [Ancel 2006, Vincer 2006, Kaaresen 2008]. Jährlich werden in Deutschland durchschnittlich 50.000 Kinder zu früh geboren [Bundesverband 2009] Prinzipiell kann die Schädigung im Zeitraum vom Schwangerschaftsbeginn (pränatal), während der Geburt (perinatal) oder in den ersten Lebensjahren (postnatal) auftreten. Die Gruppe der perinatalen Fälle macht mit etwa 60 % den größten Teil aus, je früher jedoch der Schaden in der Schwangerschaft entsteht, desto schwerwiegender sind meist auch die Folgen [Feldkamp 1998]. Häufige Ursachen sind Intoxition (Medikamente/Alkohol), Infektionskrankheiten der Mutter, Plazentainsuffizienz, genetische Störungen, Hirnblutung als geburtstraumatische Schädigung oder postnatale Infektionskrankheiten oder Schädel-Hirn-Trauma. Die Infantile Zerebralparese ist nicht heilbar, allerdings führt die Früherkennung und Frühförderung der erkrankten Säuglinge zu einer abgeschwächten Ausprägung der Symptome [Ambühl-Stamm 1999, Als 1996, Buehler 1995, Vojta 1981, Bobath 1977]. Differentialdiagnostisch sind besonders periphere oder zentrale Hypotonie, progrediente Erkrankungen wie Muskel-Dystrophie oder spinale Muskelatrophien, sowie Spastiken aufgrund von Rückenmarksläsionen wie z.B. Spina-Bifida mit Meningomyelozele abzuklären [Krägeloh-Mann 2007, Stotz 2000].

Schon vor mehreren Jahren haben zahlreiche Untersuchungen gezeigt, dass sich die GMs von Neugeborenen mit Gehirnläsionen in der Häufigkeit des Auftretens, also der Quantität keineswegs von den GMs gesunder Kinder unterscheiden; aber dass ein großer Unterschied beim Betrachten der Qualität besteht [Ferrari 1990]. Da die Qualität der GMs wahrscheinlich von mehreren cranialen Strukturen, wie z.B. corticospinalen und reticulospinalen Bahnen, generiert wird, kann umgekehrt eine Schädigung dieser Strukturen zu pathologischen GMs führen. Wenn eine Schädigung des Gehirns bzw. des zentralen Nervensystems besteht, fallen die GMs durch ein geringeres Repertoire auf, verlieren ihren komplexen Charakter und erscheinen eher als monotone, krampf-synchrone oder chaotische Bewegungen [Ferrari 1990].

Insbesondere fidgety movements, die von führenden Wissenschaftlern auch als „fine tuning“ des propriozeptiven Systems bezeichnet werden [Nakajima 2006, Ferrari 2002, Prechtl 2001],

haben einen sehr hohen prädikativen Charakter hinsichtlich des zukünftigen Krankheitsbildes. Sind sie vorhanden, so stellen sie einen guten Indikator für eine physiologische neurologische Entwicklung dar. Eine Abwesenheit oder Abnormalität hingegen ist ein sehr spezifischer Parameter für die Entwicklung einer IZP [Einspieler 1997, Adde 2007, Stahlmann 2007]. Die Ausführungen machen deutlich, welchen Herausforderungen sich eine Diagnostik von sich erst entwickelnden Bewegungsstörungen stellen muss. Im Weiteren wird auf die bestehenden Verfahren und Ansätze hierfür eingegangen, Kapitel 2.2.

2.2 Entwicklungsdiagnostik

Die Problematik, der sich die Entwicklungsdiagnostik stellt, ist die Differenzierung zwischen interindividueller variabler Entwicklung und pathologischen Auffälligkeiten. Bisher sind eine Erhebung des Reflexstatus sowie Beurteilung der Lagereaktionen [Vojta 1981] zur Ermittlung des Standes der motorischen Entwicklung sowie zur Diagnose von Auffälligkeiten fester Bestandteil einer neurologischen Untersuchung des Neugeborenen.

Für Professor Heinz F. R. Prechtl, der sich beginnend in den späten 50er Jahren, mit der Entwicklung einer standardisierten und vor allem aussagekräftigen neurologischen Entwicklungsdiagnostik von Neugeborenen beschäftigte, lag der Fokus insbesondere auf der Früherkennung von Hirnschäden. Die klassische neurologische Untersuchung von Neugeborenen unter Verwendung von Reflex- und Lagereaktionstest haben mehrere Schwachstellen: Sie sind sehr zeitaufwändig, und versucht man sie zu verkürzen, sind die Ergebnisse nicht mehr verlässlich. Es kann eine momentane Kondition des Nervensystems des Kindes dargestellt werden, aber keineswegs eine zuverlässige Aussage bezüglich der weiteren Entwicklung getroffen werden.

Entscheidend war aber die Erkenntnis, dass eine Schädigung des Gehirns zwar dazu führen kann, dass Reflexe und Muskelantworten weniger stark ausgeprägt oder nicht vorhanden sind, gleichzeitig aber auch stärker ausgeprägt sein können als bei gesunden Säuglingen. Eine Ausrichtung des Fokus auf eine Beobachtung der Spontanmotorik zeigte sich daher als sensitiver und rationaler [Thon 1982, Ferrari 1990]. Die Bewertung der Spontanmotorik eines Neugeborenen findet durch das visuelle Begutachten durch einen erfahrenen Experten statt. Die ersten Studien haben Filmaufnahmen verwendet, um Bewegungen festzuhalten und diese später durch ein Expertenteam analysieren zu lassen [Prechtl 2001]. Um eine verlässliche Aussage über die Spontanmotorik eines Neugeborenen treffen zu können, müssen zum einen die Beobachtung, die Umgebungsbedingungen sowie der Wachheitsgrad des Kindes standar-

disiert sein [Einspieler 2005]. Auch wenn es sich hierbei um eine sehr zuverlässige Methode [Einspieler 2001, Hadders-Algra 2004, Palmer 2004, Paro-Panjan 2005] handelt, so wird für die durchzuführenden Untersuchungen dennoch gut geschultes Personal benötigt, um die entsprechenden Auswertungen vorzunehmen. Eine Schulung auf einem Niveau, das eine Falschbeurteilung kaum zulässt, ist wiederum sehr kosten- und zeitintensiv [Adde 2007, Stahlmann 2007]. Alle bisher beschriebenen entwicklungsdiagnostischen Tests für die motorische Entwicklung erlauben weder eine objektive Beschreibung und Überwachung der motorischen Entwicklung der Kinder, noch können sie von unerfahrenen Fachkräften durchgeführt oder nachvollzogen werden [Faist 1999, Linan 1996, Manschot 1998, Lennon 2000, Patrick 2001, Prechtl 1997, Cioni 1997, Palmer 2004].

2.2.1 Neue Ansätze für eine objektive Diagnostik

Piek et al. untersuchten mittels einer zweidimensionalen Bewegungsanalyse (eine Kamera pro Seite) die Koordination der Bewegungen der Beine bei Frühgeborenen ohne IZP und voll ausgetragener Säuglinge [Piek 1999]. Hierbei wurden die während der Spontanbewegung auftretenden Beugungswinkel von Hüft-, Knie- und Fußgelenk aufgrund der zweidimensionalen Analyse angenähert. Auf dieser Basis wurden sowohl die Bewegung jedes Beines einzeln wie auch die Koordination zwischen beiden Beinen bewertet. Bereits diese ersten, technisch eher einfachen zweidimensionalen Bewegungsanalysen weisen auf Unterschiede in der Spontanmotorik Frühgeborener und reifer Säuglinge hin, die sich quantitativ erfassen lassen. Am Helmholtz-Institut der RWTH Aachen, Lehrstuhl für Angewandte Medizintechnik, wurde dieser Ansatz weiterverfolgt und zu einem auf der dreidimensionalen Bewegungsanalyse (Kapitel 2.3) beruhenden, für die Diagnostik einer sich entwickelnden Bewegungsstörung aussagekräftigen Verfahren weiterentwickelt [Meinecke 2006]. Anders als bei den Untersuchungen von Piek [Piek 1999] stehen hier für die Analyse der Bewegungen nicht nur die zweidimensionalen Beugungswinkel der einzelnen Gelenke, sondern die dreidimensionalen Bewegungsbahnen jedes einzelnen Körpersegmentes zur Verfügung (Kapitel 2.3).
Bild 1a und b zeigen beispielsweise die Bewegungsbahnen des rechten Fußes eines gesunden Säuglings und eines Säuglings mit IZP. Deutlich ist ein Unterschied im Bewegungsumfang zu erkennen. Die Bewegungsbahnen alleine liefern basierend auf quantitativen Größen, einen Eindruck über das Bewegungsvermögen des Kindes, sind aber für eine klinische Aussage nur schwer interpretierbar. Für eine quantitative Bewertung der Spontanmotorik ist es daher erforderlich, aus den Bewegungsbahnen quantitative Parameter zu extrahieren, die eine bestmögliche Unterscheidung zwischen gesunden Neugeborenen und möglicherweise betroffenen

Neugeborenen erlauben. Grundlage für die Auswahl der Parameter sind die verbalen Beschreibungen der Veränderungen im Bewegungsmuster betroffener Säuglinge, wie sie durch Prechtl eingeführt wurden. Tabelle 1 stellt die Beobachtungen nach Prechtl mathematischen Parametern gegenüber, die die subjektiven Beobachtungen quantitativ wiedergeben und die sich aus den einzelnen Bewegungsbahnen berechnen lassen [Meinecke 2006].

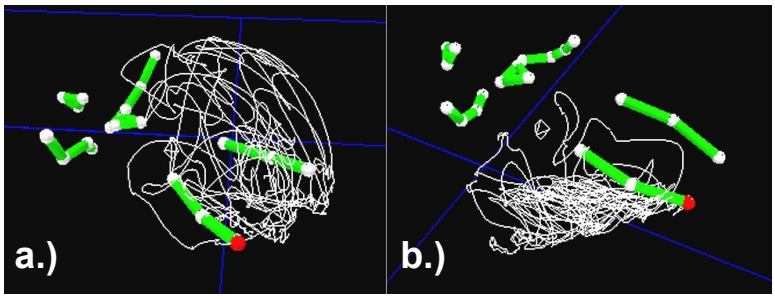


Bild 1: Dreidimensionale Bewegungsbahnen von Säuglingen [Meinecke 2006].

a.) Die exemplarische Bewegungsbahn des rechten Fußes (rot) eines gesunden Säuglings bildet eine Halbkugel im Raum.

b.) Die exemplarische Bewegungsbahn des rechten Fußes (rot) eines Säuglings mit IZP bildet eine Ebene im Raum, der Bewegungsumfang ist verglichen mit dem gesunden Kind deutlich reduziert.

Erste Untersuchungen an Neugeborenen haben gezeigt, dass mit optischen Verfahren die Bewegungen der Arme nicht hinreichend genau zu verfolgen sind.

Tabelle 1:

Visuelle Beobachtungen nach Prechtl quantitativen Parametern gegenübergestellt

	Beobachtung durch den Arzt: Eine unauffällige Bewegung ist	**Quantitative Parameter**
Expertenwissen	fließend und harmonisch	Different zwischen der Bewegungsbahn und ihrem gleitenden Mittelwert und/oder der Standardabweichung
	komplex	Raum, in dem das Segment bewegt wird.
	Arme und Beine bewegen sich simultan	Korrelationskoeffizient zwischen den Bewegungsbahnen einzelner Körpersegmente
	eher langsam mit kleiner Amplitude	Geschwindigkeit der einzelnen Segmente
	...	...

Gründe hierfür sind Bewegungen des Säuglings, durch welche Marker verdeckt werden und somit eine dreidimensionale Rekonstruktion der Bewegung für diese Segmente nicht möglich ist. Betrachtet man alle mit den Mitteln der 3D-Analyse rekonstruierten Segmente, so können insgesamt 53 Parameter aus den einzelnen Bewegungsbahnen ermittelt werden. Da diese

Anzahl von Parametern für einen klinischen Einsatz deutlich zu hoch ist, wurden mittels eines iterativen Optimierungsverfahrens acht Parameter bestimmt, mit denen eine bestmögliche Unterscheidung zwischen betroffenen Säuglingen und gesunden Säuglingen erreicht werden kann (Tabelle 2) [Meinecke 2006]. Basierend auf diesen acht Parametern wurden 52 Säuglinge (32 gesund und 20 betroffen) mittels einer Diskriminanzanalyse den Gruppen „gesund“ und „betroffen“ zugeordnet. Dabei wird eine Bewegung mit 73% iger Sicherheit richtig als gesund oder betroffen erkannt (Sensitivität 100%, Spezifität 70%) [Meinecke 2006].

Tabelle 2:

Optimale Kombination von acht aus 53 Parametern

- Schiefe der Geschwindigkeitsverteilung eines Fußes über die Zeit
- Kreuzkorrelationskoeffizient zwischen den Beschleunigungen des rechten und linken Fußes
- Periodizität der Bewegungsbahnen eines Fußes
- Periodizität der Geschwindigkeit eines Fußes
- Fläche unter den Bewegungsbahnen der Füße, die außerhalb der Standardabweichung des zugehörigen gleitenden Mittelwerts liegt
- Fläche unter den Bewegungsbahnen der Füße, die außerhalb des zugehörigen gleitenden Mittelwerts liegt
- Fläche unter den Geschwindigkeitsprofilen der Füße, die außerhalb der Standardabweichung des zugehörigen gleitenden Mittelwerts liegt
- Fläche unter den Geschwindigkeitsprofilen der Füße, die außerhalb des zugehörigen gleitenden Mittelwerts liegt

Die Untersuchungen von Meinecke et al. zeigen, dass es grundsätzlich möglich ist, schon bei Neugeborenen pathologische Bewegungsmuster zu erkennen. Weiterhin wird deutlich, dass sich die charakteristischen Unterschiede in der Spontanmotorik gesunder und betroffener Neugeborener anhand von 8 Parametern so beschreiben lassen, dass eine objektive und quantitative Beurteilung des Bewegungsvermögens ermöglicht wird. Grundsätzlich erlaubt diese Information die Diagnostik einer sich entwickelnden Bewegungsstörung bereits im Säuglingsalter.

2.3 Bewegungsanalyseverfahren

In der heutigen Bewegungsanalyse kommen moderne Messmethoden zum Einsatz. Hierzu gehören videobasierte und photogrammetrische Verfahren sowie Methoden, welche auf Sensoren basierend Messgrößen wie Winkel oder Beschleunigung direkt erfassen. Diese Methoden sind deutlich leistungsfähiger als die ersten Verfahren z.B. in den Arbeitswissenschaften.

2.3.1 Photogrammetrische Rekonstruktion

Die photogrammetrische Rekonstruktion verwendet für die Bestimmung der dreidimensionalen Positionsdaten mehrere zweidimensionale Projektionen des zu erfassenden Objekts. Bei den in der Bewegungsanalyse zum Einsatz kommenden photogrammetrischen Systemen sind die Messobjekte meist so genannte Marker, welche am Körper befestigt werden. Die räumlichen Markerpositionen werden vom Messsystem größtenteils automatisch aus den von den Kameras aufgezeichneten Bildern der Marker extrahiert [Meinecke 2006b]. Die Detektionssysteme erlauben die gleichzeitige, berührungslose Erfassung von beliebig vielen Markern durch eine Kamera mit hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung. Auf diese Weise lassen sich die auf der Hautoberfläche befestigten Marker erfassen, nicht aber die Bewegung des menschlichen Skeletts, da die Marker nicht skelettfixiert sind. Um den Zusammenhang zwischen der Bewegung der Marker und der tatsächlich vom menschlichen Skelett ausgeführten Bewegung herzustellen, ist ein biomechanisches Modell notwendig. Biomechanische Modelle können unterteilt werden in so genannte Starrkörpermodelle, welche aus einzelnen, in sich starren Segmenten bestehen, und solche Modelle, welche auch Weichteile wie Haut und Muskelgewebe in die Modellierung mit einbeziehen [Meinecke 2006b]. In allen Modelltypen sind für die Modellierung der intersegmentellen Gelenke Modellannahmen zu treffen, da reale Gelenke sehr komplexe mechanische Eigenschaften aufweisen. Meist werden diese durch ideale Kugelgelenke approximiert. Damit sind als Relativbewegungen zwischen den Segmenten nur Rotationen möglich. Translationen in den Gelenken werden in diesen Modellen vernachlässigt [Schmidt 2000].

2.3.2 Prinzip der magnetischen Bewegungsmessung

Bei einem magnetischen Bewegungsmessverfahren wird ein definiert erzeugtes Magnetfeld, das für die Positionserfassung genutzt wird, generiert. Die Position wird mittels magnetempfindlicher Sensoren, die am Objekt befestigt sind, bestimmt. Die Rekonstruktion der Lage und Bewegung im Raum erfolgt völlig analog zu der optoelektronischer Verfahren (Kapitel 2.3.1).

Obwohl diese Systeme auch kommerziell verfügbar sind, liegen die Nachteile wie bei den optoelektronischen Systemen in der technischen Komplexität und dem hohen Preis der über dem der optoelektronischen liegt [Luinge 2005, Zhou 2005]. Änderungen des elektrischen Widerstandes eines Materials durch die Einwirkung von Magnetfeldern werden als magnetoresistive Effekte bezeichnet. Wegen ihrer Miniaturisierungsfähigkeit werden in der Bewegungsanalyse meist ferromagnetische Materialien eingesetzt [Zhang 2003, Veltink 2007]. In einem Magnetsensor werden vier solcher ferromagnetischen Messstreifen zu einer Wheatstone'schen Messbrücke kombiniert. Indem drei solcher Brücken orthogonal zueinander angeordnet werden, können die Größe und die Richtung eines externen Magnetfeldes bestimmt werden. Die Magnetsensoren können somit in einem Messsystem zur Bestimmung der Orientierung im Raum verwendet werden. Für eine störungsfreie Messung wird ein homogenes Magnetfeld benötigt. Elektrische Geräte und metallische Gegenstände stören ein homogenes Feld und müssen deswegen vermieden werden [Tipler 1995].

2.3.3 Prinzip der accelerometrischen Bewegungsmessung

In der Bewegungsanalyse hat sich neben der optoelektronischen auch die Bewegungsmessung mittels Beschleunigungsmessverfahren etabliert, obwohl größeres Interesse an der zurückgelegten Strecke oder der Geschwindigkeit existiert. Bei den optoelektronischen Verfahren lässt es sich von der Weg-Zeit-Messung auf die Geschwindigkeit schließen. Die Geschwindigkeit eines Objektes im Raum kann durch ein physikalisches Messverfahren jedoch nicht direkt ermittelt werden, sondern beruht auf der Verknüpfung von der Zeit und der in dieser Zeit zurückgelegten Strecke. Die zurückgelegte Strecke im freien Raum lässt sich jedoch ohne direkte Beeinflussung des Objektes nur mit erheblichem messtechnischem Aufwand erfassen (Kapitel 2.3.1). Die Beschleunigung kann jedoch durch mehrere relativ einfache physikalische Messverfahren, ohne erhebliche Beeinflussung des Objektes erfasst werden.

Die geradlinige Beschleunigung $\vec{a}$ eines Objekts ist die Änderung seiner Geschwindigkeit v entlang einer Strecke pro Zeiteinheit t [Tipler 1995]. Sie wird in der SI-Einheit [m/s^2] angegeben. Beschleunigung kann also sowohl positiv als auch negativ sein. Eine negative Änderung der Geschwindigkeit wird auch als Verzögerung bezeichnet, welche bei Bremsvorgängen auftritt. Die mittlere Beschleunigung ist definiert als $\vec{a} = \frac{\Delta \vec{v}}{\Delta t}$. Um die Momentanbeschleunigung zu ermitteln, ist der Grenzwert der mittleren Geschwindigkeit für kleiner werdende t zu betrachten. Es ergibt sich die Momentanbeschleunigung als

$$\vec{a}(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \frac{\Delta \vec{v}}{\Delta t} = \frac{d\vec{v}(t)}{dt} \tag{1}$$

Die Beschleunigung ist damit der Differentialquotient der Geschwindigkeit nach der Zeit. Die analoge Betrachtung des Geschwindigkeits-Zeit-Gesetzes ergibt:

$$\vec{v}(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \frac{\Delta \vec{s}}{\Delta t} = \frac{d\vec{s}(t)}{dt} \tag{2}$$

Damit ergibt sich die Beschleunigung als die 2. Ableitung des Weges nach der Zeit

$$\vec{a}(t) = \frac{d\vec{v}(t)}{dt} = \frac{d\left(\frac{d\vec{s}(t)}{dt}\right)}{dt} = \frac{d^2\vec{s}(t)}{dt^2} \tag{3}$$

Hierbei führt die Differentiation der Strecke zur Geschwindigkeit bzw. Beschleunigung zu einer erheblichen Verschlechterung des Signal-zu-Rausch-Verhältnisses. Für eine gegebene Beschleunigung erhält man im Umkehrschluss die Geschwindigkeit und den Weg durch die Integration der Gleichungen (2) bzw. (3). Bei der Integration ergibt sich die Problematik von unbekannten Integrationskonstanten, diese können allerdings meist aus den Anfangsbedingungen geschätzt werden, so dass sich die Messung der Beschleunigung anbietet.

Beschleunigungsaufnehmer erfüllen weitgehend alle Spezifikationen, die zur Erfassung von Bewegungscharakteristika von Bewegungsabläufen, aber auch zur Bestimmung von Bewegungsstörungen erforderlich sind. Die Zuverlässigkeit und Genauigkeit von Beschleunigungssensoren für die Quantifizierung der menschlichen Bewegung ist im Vergleich zu anderen Bewegungsanalysesystemen wie Fußschalter, Winkelmesser, optische Analysesysteme und EMG [Culhane 2005, Saremi 2006, Mayagoitia 2002, Kavanagh 2006, Moe-Nilssen 2005, Dijkstra 2008, Foerster 1999, Rocchi 2006] ausführlich validiert worden. Besonders im Vergleich zu optischen Bewegungsanalysesystemen (Abschnitt 2.3.1) [Mayagoitia 2002, Meinecke 2006] schneiden Beschleunigungsmesssysteme mit Wegfall der Begrenzung des Messvolumens, mobiler Einsatzmöglichkeit, leichtem Gewicht und deutlich geringeren Kosten besser ab [Saremi 2006, van den Bogert 1996, Kavanagh 2006, Veltink 1993, Willemsen 1990].

2.3.4 Prinzip der gyrometrischen Bewegungsmessung

Winkelgeschwindigkeiten wie sie bei menschlichen Bewegungen auftreten, können mit Hilfe von Gyroskopen erfasst werden. Sie lassen sich durch Nutzung der MEMS-Technologie herstellen. So ist es möglich, die Größe des Gyroskops stark zu reduzieren und sie für kompakte Sensormesssysteme verwendbar zu machen [Veltink 2007, Zhou 2005].

Die Winkelgeschwindigkeit wird indirekt über die Corioliskraft gemessen. Die Richtung der Corioliskraft ist sowohl senkrecht zur Bewegungsrichtung des Körpers als auch zur Rotationsachse des Bezugssystems. Der Betrag ist proportional zur Masse des bewegten Körpers, zur Rotationsfrequenz und zur Projektion des Geschwindigkeitsvektors auf die Ebene senkrecht zur Rotationsachse, Gleichung (4).

$$\vec{F}_C = 2m(\vec{v} \times \vec{\omega}) \tag{4}$$

mit

$\vec{F}_C$: Corioliskraft
m: Masse des bewegten Körpers
$\vec{v}$: Geschwindigkeitsvektor
$\vec{\omega}$: Rotationsfrequenz

Sind die Bewegungsrichtung und die Rotationsachse parallel, ist der Betrag Null. Die Corioliskraft wird somit nur ungleich Null und damit messbar, wenn der Körper sich mit einer Geschwindigkeit senkrecht zur Rotationsachse bewegt.
Bei einem MEMS-Gyroskop wird deswegen eine Probemasse mittels elektrostatischen Motors in eine planare Schwingung versetzt.

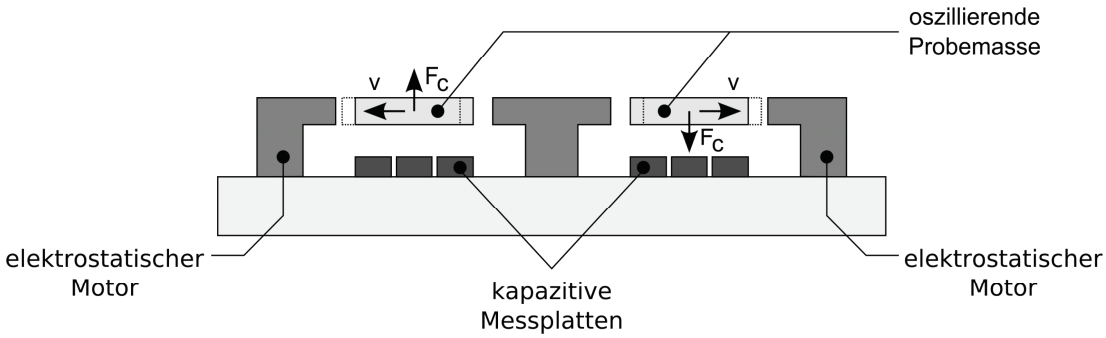


Bild 2: Ein schematischer Querschnitt von einem MEMS-Gyroskop [nach Zhou 2005]

In Bild 2 sind schematisch die verschiedenen Komponenten eines MEMS-Gyroskops im Querschnitt dargestellt. Wird angenommen, dass die Probemasse in x -Richtung schwingt, und der gesamte Sensor um seine y-Achse mit einer Winkelgeschwindigkeit ω dreht, entsteht eine Corioliskraft, die die Probemasse in z -Richtung auslenkt. Über die geometrische Anordnung der Probemasse und der Messplatten als Plattenkondensator kann so die Auslenkung der Probemasse bezüglich der Messplatten gemessen werden. Ändert die Probemasse durch die Corioliskraft ihre Position, verändert sich ebenfalls der Abstand zwischen beiden Platten des Kondensators und somit auch seine Kapazität. Mittels einer Kapazitätsmessung kann so die Winkelgeschwindigkeit bestimmt werden [Tipler 1995]. Der Einsatz von Gyroskopen in der Bewegungsanalyse ist beschränkt, da meist mehr als die Winkelgeschwindigkeit für die Be-

schreibung der Bewegung und die medizinische Fragestellung relevant sind [Veltink 2007, Luinge 2005]. Inertial-Messsysteme, in der deutschen Literatur auch als Trägheits-Messsysteme bezeichnet, verwenden eine Kombination aus Beschleunigungssensoren und Gyroskopen. So können alle sechs Freiheitsgrade der Bewegung eines Objektes gemessen werden und die relative Position und die Orientierung eines Objektes beschrieben werden. Da die Sensoren aber in ihrer Kombination deutlich größer und komplexer ausfallen als die einzelnen Sensoren, werden Inertial-Sensoren in der medizinischen Bewegungsanalyse bis jetzt nur vereinzelt eingesetzt [Zhang 2003, Luinge 2005, Zhou 2005].

2.4 Fazit

Die von Prechtl und Kollegen entwickelte Methode zur Bewertung der Spontanmotorik bei Säuglingen ist als Goldstandard für die Diagnose von Bewegungsstörungen aufgrund von IZP zu betrachten. Allerdings kann sie nur von Experten ausgeführt werden. Sie enthält somit zwar inhärent eine Erklärungskomponente, da der Experte in der Lage ist, genau zu schildern, wie er zu seiner Beurteilung gelangt ist. Daraus ergeben sich aber auch deutliche Nachteile. Die Methodik ist weder quantitativ noch objektiv. Die Beurteilung ist außerdem schwer reproduzierbar und kaum wiederholbar. Auch ist durch die Beschränkung auf geschulte Experten keine Verbreitung zu beobachten, trotz über 30 Jahre Bestehen.

Die Untersuchungen von Meinecke et al. zeigen, dass es grundsätzlich möglich ist, schon bei Neugeborenen pathologische Bewegungsmuster mittels der dreidimensionalen Bewegungsanalyse zu erkennen [Meinecke 2006]. Weiterhin wird belegt, dass sich die charakteristischen Unterschiede in der Spontanmotorik gesunder und betroffener Neugeborener anhand von wenigen Parametern grundsätzlich beschreiben lassen und auf diese Weise eine objektive, quantitative und reproduzierbare Beurteilung des Bewegungsvermögens möglicht ist. Die überwiegende Zahl der Beobachtungen, die sich in den Untersuchungen von Prechtl und sowie den Ergebnissen von Meinecke et al. (Kapitel 2.2.1) als geeignet zur Beurteilung der Qualität der Spontanmotorik Neugeborener herausgestellt haben, korrelieren mit dem Bewegungsraum, der Geschwindigkeit, mit der sich ein Körpersegment bewegt, oder mit deren Änderung, deren Beschleunigung.

Das Verfahren von Meinecke et al. (Kapitel 2.2.1) ist jedoch nicht den Anforderungen einer Anwendung in der kinderärztlichen Routine gewachsen und weist deutliche Limitierungen auf. Die heute üblichen optischen Bewegungsanalysesysteme (Abschnitt 2.3.1) benötigen den sehr anfälligen Sichtkontakt zwischen Markern und Kamera. um eine photogrammetrische

Rekonstruktion durch zuführen. Bei komplexen Bewegungen, wie der Spontanmotorik bei Säuglingen, kann dieses nicht gewährleistet werden. Somit ist es Meinecke et al. nicht möglich, die Bewegungsmuster der oberen Extremitäten zu berücksichtigen. Dabei leisten diese einen wesentlichen Beitrag zur Unterscheidung der Bewegungsmuster gesunder und betroffener Kinder [Yokochi 1995]. Auch wird die altersabhängige Entwicklung der Spontanmotorik der Kinder, die nach Prechtl et al. auch in den Bewegungsmustern nachzuvollziehen ist, nicht mit in die Beurteilung mit einbezogen. Für den Einsatz in der kinderärztlichen Routine ist es eine Notwendigkeit, von dem aufwendigen optoelektronischen Messverfahren zu einer einfacheren messtechnischen Lösung zu kommen, um möglichst viele Kinder erreichen zu können. Hierbei spielen auch die Kosten für Anschaffung und laufenden Betrieb eine entscheidende Rolle, somit ist besonders auf eine im Vergleich zu den optischen Systemen kostengünstigere Messsystemlösung zu achten. Die routinemäßige Anwendung sollte ohne zusätzliche Kosten d.h. Verbrauchsmaterialien, Räumlichkeiten, Wartungspersonal, etc. auskommen und u. U. auch von einer Assistenzperson durchführbar sein. Hierdurch lassen sich sozioökonomisch wichtige Kosten einsparen. Daraus ergibt sich aber eine neue Anforderung. Denn der von Meinecke et al. entwickelte Ansatz enthält keine Erklärungskomponente, welche aber für die Durchführung der Messung z.B. durch eine Assistenzperson oder einen ungeschulten Mediziner unabdingbar ist. Über eine Erklärungskomponente muss das Wissen der geschulten Experten auch untrainierten Anwendern verständlich dargeboten werden, so dass sie bei Bedarf jederzeit darauf zurückgreifen können. Nur durch so ein „Expertenunterstützungs-System“ lässt sich die für eine flächendeckende Verbreitung notwendige Akzeptanz, Compliance und Routinetauglichkeit erzielen. Im Folgenden wird deshalb ein messtechnisch neuer und umfassender Ansatz erarbeitet und eine neue, verbesserte Methodik zur Quantifizierung der Bewegungsmuster bei Säuglingen in Hinblick auf eine Diagnoseunterstützung bei Infantiler Zerebralparese entwickelt.

3 Konzeptentwicklung

Die Entwicklung eines Verfahrens zur messtechnischen Erfassung und objektiven Bewertung von Bewegungsmustern beim Säugling erfordert die Erfüllung einer Reihe von Anforderungen, die im Folgenden spezifiziert werden.

1. Entwicklung des Messverfahrens zur Erfassung von Bewegungsmustern beim Säugling

Hierfür ist die Entwicklung eines Messsaufbaus notwendig, der Veränderungen in den Bewegungsmustern der Säuglinge quantitativ erfasst, dabei aber die Bewegungen der Kinder nicht behindert. Die Realisierung eines einfachen und kostengünstigen sowie zuverlässigen Messverfahrens zur Erfassung der spontanen Bewegungen der Säuglinge kann sich nicht auf eine optoelektronische Messmethode stützen; Sie ist nicht praktikabel (Kapitel 2.4). Stattdessen bietet sich hierfür eine sensorbasierte Methode an, welche sich unter Nutzung von Mikroelektronik leicht, klein und kostengünstig fertigen lässt. Für den routinemäßigen kinderärztlichen Einsatz muss der Messaufbau zusätzlich einfach anwendbar, sterilisierbar und wenn möglich portabel sein, Kapitel 4. Der zu entwickelnde Messaufbau setzt sich aus zwei Komponenten zusammen, der Signalaufnahme und der Signalaufbereitung, d.h. Signalverarbeitung durch eine angepasste Messkette.

2. Mustererkennungsprozess zur objektiven Bewertung von Bewegungsmustern beim Säugling

An die Signalerfassung schließt sich ein klassischer Mustererkennungsprozess an. Im ersten Schritt, der Merkmalsextraktion, müssen basierend auf Literatur und eigenen Vorarbeiten geeignete quantitative Merkmale aus den Signalen gewonnen werden. Zur Ermittelung der Merkmale, die für eine Klassifikation wesentlichen sind, wird im nächsten Schritt eine

Merkmalsreduktion durchgeführt. Es muss ein Merkmalsatz ermittelt werden, der die Unterscheidung zwischen Bewegungsmustern von gesunden und betroffenen Säuglingen erlaubt (Reduktion auf die klinisch relevante Information). Anschließend wird durch eine Klassifikation eine Einteilung der relevanten Merkmale in Klassen vorgenommen. Zur Erhöhung der Akzeptanz, Compliance und Routinetauglichkeit wird für die vorliegende Anwendung noch eine Interpretation der Ergebnisse durch eine Erklärungskomponente durchgeführt [Duda 1999, Bishop 2006]. Hierzu muss Expertenwissen über die motorische Entwicklung von Säuglingen und Frühgeborenen in die Bewertung der Bewegungsmuster einfließen. Da zur Durchführung des Mustererkennungsprozesses Trainingsmuster vorliegen müssen, werden nach Fertigstellung des Messaufbaus Messdaten von Säuglingen mit gesicherter Diagnose, methodisches Vorgehen siehe Kapitel 6, aufgenommen und in eine Trainings- und Evaluierungsdatenbank aufgeteilt. Die Trainingsdatenbank wird für den Mustererkennungsprozess verwendet, Kapitel 5. Für die Validierung der Methode, Kapitel 6, wird die Evaluierungsdatenbank verwendet, in der keine der Trainingsmuster enthalten sind. Bild 3 veranschaulicht das Gesamtkonzept.

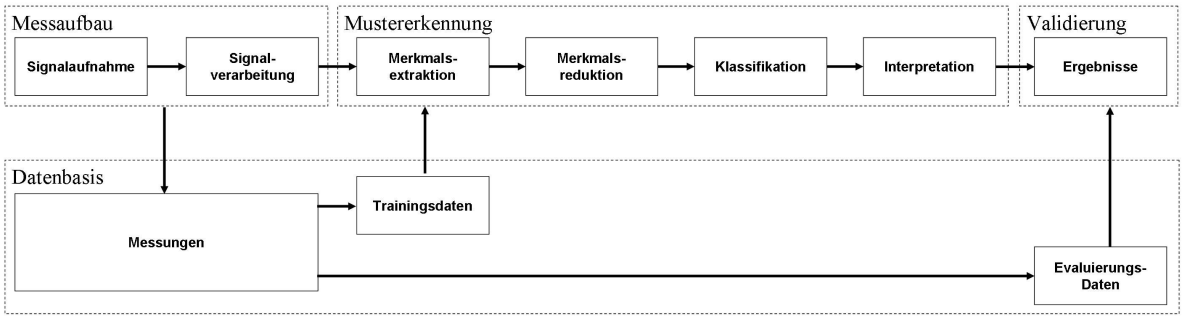


Bild 3:
Konzept der Methodenentwicklung

So kann ein grundlegendes Verständnis über die Bewegungsmuster bei Säuglingen erstmalig in dieser Form unter Verwendung der Mustererkennung gewonnen werden, sowie die altersabhängige charakteristische, natürliche Entwicklung im Sinne einer „Reifung“ beschrieben werden. Zur Absicherung der Ergebnisse, aber auch zur breiten Einführung bei möglichst vielen Kindern sollte das Verfahren in die kinderärztliche Vorsorge Frühgeborener und Neugeborener integrierbar sein. Im Folgenden wird die methodische und technische Lösung beschrieben und in einer ersten klinischen Validierung die Leistungsfähigkeit belegt.

4 Entwicklung des Messverfahrens

4.1 Kinematisches Modell

Die physikalische Definition der Bewegung eines Objektes ist die Änderung des Ortes des Beobachtungsobjektes als Funktion der Zeit. Die Kinematik (gr.: $\kappa\iota\nu\varepsilon\mu\alpha$, Bewegung) ist die Lehre der Bewegung von Punkten und Körpern im Raum, beschrieben durch die Größen Weg (Änderung der Ortskoordinate), Geschwindigkeit und Beschleunigung, ohne die Ursachen einer Bewegung (z.B. Kräfte und Momente) zu betrachten. Sie ist wie die Dynamik, die sich jedoch mit der Bewegung von Körpern unter Einwirkung von Kräften beschäftigt, ein Teilgebiet der Mechanik. Analog zu [Schmidt 2000, Meinecke 2006] treten in der hier durchgeführten modellhaften Betrachtung menschlicher Bewegung ausschließlich Translationsbewegungen und Rotationsbewegungen auf. Zusätzliche Bewegungsformen wie Schwingungen einzelner Massenpunkte oder Verformungen des Körpers werden hier nicht berücksichtigt. Die allgemeine Bewegungsgleichung starrer Körper nach dem 2. Newtonschen Axiom besagt, dass sich der Massenmittelpunkt (Schwerpunkt) eines starren Körpers so bewegt, als ob sich in ihm die gesamte Masse des Systems befände und an ihm die Summe aller äußeren Kräfte angriffe. Vereinfacht kann dies in der bekannten Formel

$$\vec{F}(t) = m\vec{a}(t)$$

mit $\vec{F}$: Äußere Kräfte
m: Masse
$\vec{a}$: Beschleunigung (5)

ausgedrückt werden. Somit reicht es, zur Beschreibung der räumlichen Bewegung eines starren Körpers die Lage des Schwerpunktes im Raum zu verfolgen. Für eine vollständig kinetische Betrachtung müssen die Lagrangeschen Bewegungsgleichungen herangezogen werden.

Im Hinblick auf die zu entwickelnde Methodik wird, wie oben erwähnt, im Weiteren aber ein rein kinematischer Ansatz verfolgt. Die Bewegung eines starren Körpers lässt sich in die Bewegung des Schwerpunktes und Drehbewegungen des Körpers um Achsen, die durch den Schwerpunkt verlaufen, zerlegen („Schwerpunktsatz“). Die Position und Lage im Raum kann durch die Angabe von sechs geeigneten Koordinaten (Freiheitsgrade) eindeutig bestimmt werden. Dafür verwendet man im kartesischen Koordinatensystem üblicherweise die drei Raumkoordinaten des Schwerpunktes als Positionsangaben und drei Winkelangaben für die Orientierung des Körpers (Bild 4).

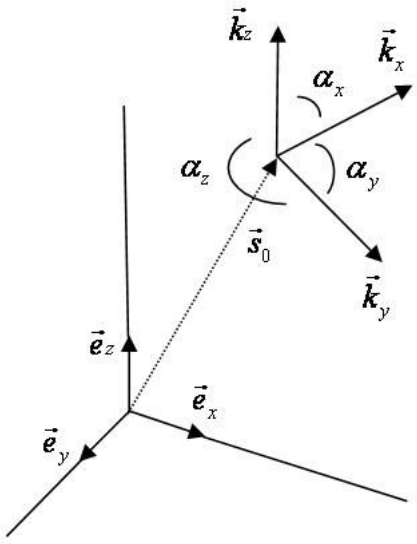


Bild 4:

Beschreibung von Position und Orientierung des Schwerpunktes ($\vec{s}_0$) durch die Körper-Koordinaten $\vec{k}_x, \vec{k}_y, \vec{k}_z$ und Winkel $\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z$ im Raumkoordinatensystem $\vec{e}_x, \vec{e}_y, \vec{e}_z$.

Mathematisch beschreibt man die Bewegung eines punktförmigen Objektes (hier: Schwerpunkt des starren Körpers) durch eine vektorwertige, stetig differenzierbare Funktion der Zeit, deren Funktionswert dem Ortsvektor, also der Bahnkurve $\vec{s}(t)$ des Objektes entspricht. Die Geschwindigkeit $\vec{v}(t)$ ist dann die erste, die Beschleunigung $\vec{a}(t)$ die zweite Ableitung dieser Funktion nach der Zeit, Gleichung (2) und (3). Liegt zum Zeitpunkt t der Schwerpunkt des Körpers in $\vec{s}_S$ des raumfesten Koordinatensystems, so kann die Bewegung des starren Körpers durch die Verschiebung $\vec{s}_S(t)$ und die von der Winkelgeschwindigkeit abhängigen Drehmatrix in der allgemeinen Bewegungsfunktion wie folgt beschrieben werden [Greenwood 1988, McGill 1989, Haug 1992, Tipler 1995, Schmidt 2000]:

$$\vec{s}_K(t) = \vec{s}_S(t) + D_S(t)\vec{s}_S(t)$$

mit

$\vec{s}_K(t)$: Position des Körpers *K* zum Zeitpunkt *t* in Raumkoordinaten

$\vec{s}_S(t)$: Verschiebung des Schwerpunktes *S* zum Zeitpunkt *t* in Raumkoordinaten

$D_S(t)$: Drehmatrix in Abhängigkeit von der Winkelgeschwindigkeit $\vec{\omega}(t)$ zum Zeitpunkt *t* in $\vec{s}_S(t)$

(6)

Die Drehmatrix $D_S(t)$ beschreibt die Orientierung des körpereigenen Koordinatensystems $\vec{k}_x, \vec{k}_y, \vec{k}_z$ mit Ursprung im Schwerpunkt bezogen auf das Raumkoordinatensystem $\vec{e}_x, \vec{e}_y, \vec{e}_z$ zu jedem Zeitpunkt *t*. Die Geschwindigkeit *v* ist das Verhältnis der Länge eines kleinen Stückes *ds* der Bahnkurve zu der Zeit *dt*, die das Objekt braucht, um dieses Wegstück zurückzulegen. Die Geschwindigkeit hat eine Richtung, die der Bewegungsrichtung zum jeweiligen Zeitpunkt entspricht. Die Richtung entspricht also der Richtung der Bahnkurve. Bei Fortschreiten auf der Bahnkurve kann die Geschwindigkeit einerseits ihren Betrag und andererseits ihre Richtung ändern. Das Verhältnis zwischen der Änderung des Geschwindigkeitsbetrags und der Zeit, in der sich die Geschwindigkeit um diesen Betrag ändert, heißt Tangentialbeschleunigung $\vec{a}_t(t)$. Die Beschleunigung senkrecht zur Bahnkurve heißt Normalbeschleunigung $\vec{a}_n(t)$ und ergibt sich als das Verhältnis des Quadrates der Geschwindigkeit zum Krümmungsradius der Bahnkurve. Die Vektorsumme aus Tangentialbeschleunigung und Normalbeschleunigung ergibt den Beschleunigungsvektor.

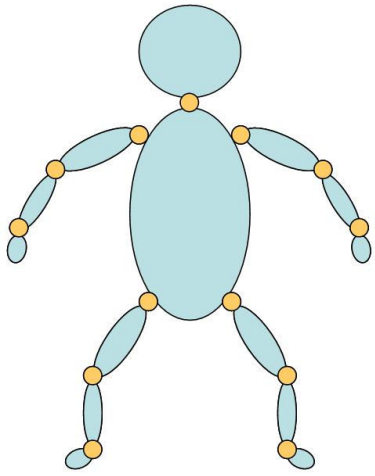


Bild 5:

Körpermodell mit starren durch idealisierte Kugelgelenke verbundene Segmente

Analog zu [Meinecke 2006, Schmidt 2000, Hatze 1980, Winter 1992, Zatsiorsky 1983, Clauser 1969, Chandler 1975] wird zur Beschreibung der Säuglingsbewegung ein Ganzkörpermodell mit einzelnen starren Segmenten verwendet. Die Segmente sind durch idealisierte Kugelgelenke verbunden, Bild 5. Auf Basis dieses Modells lässt sich die allgemeine Bewegungsgleichung für starre Körper auf die einzelnen Segmente anwenden [Winter 1992, Zatsiorsky 2002]. Im entwickelten Modell werden nur die Segmentbewegungen der Endeffektoren (Hände und Füße) betrachtet, da die visuellen Beschreibungen nach Prechtl et al. sich hauptsächlich auf das Verhalten und Zusammenspiel der Endeffektoren beziehen. Wie in Kapitel 2.4 dargelegt, beschreiben insbesondere die Ergebnisse von Meinecke et al. das Geschwindigkeits- bzw. Beschleunigungsverhalten, mit der sich ein Körpersegment bewegt.
Aber auch in den allgemeinen Bewegungsgleichungen wird deutlich, dass auch physikalisch der Charakter einer Bewegung besonders durch die Variation der Geschwindigkeit, d.h. die Beschleunigung, geprägt ist. Wie in Kapitel 2.3.3 erläutert eignen sich für die Messung hierfür in der Praxis besonders Beschleunigungssensoren. Aus diesem Grund werden für alle weiteren Schritte der Modellentwicklung die Beschleunigungen der Endeffektoren in den drei Raumrichtungen betrachtet [Winter 1992]. Die Sensoren werden über der Projektion des Schwerpunktes des Körper-Segmentes auf die Hautoberfläche des Hand- bzw. Fußrückens platziert [Zatsiorsky 2002, Clauser 1969, Chandler 1975]. Bild 6 zeigt die anatomische Lage des Schwerpunktes von Hand- und Fußsegment [Zatsiorsky 2002]. Durch die geringen Gewichts- und Abmessungs-Verhältnisse der Endeffektoren-Segmente bei Säuglingen im ersten Lebenshalbjahr, wird als Näherung im Modell angenommen, dass der Ursprung des Sensorkoordinatensystems im Schwerpunkt liegt [Winter 1992, Zatsiorsky 2002].

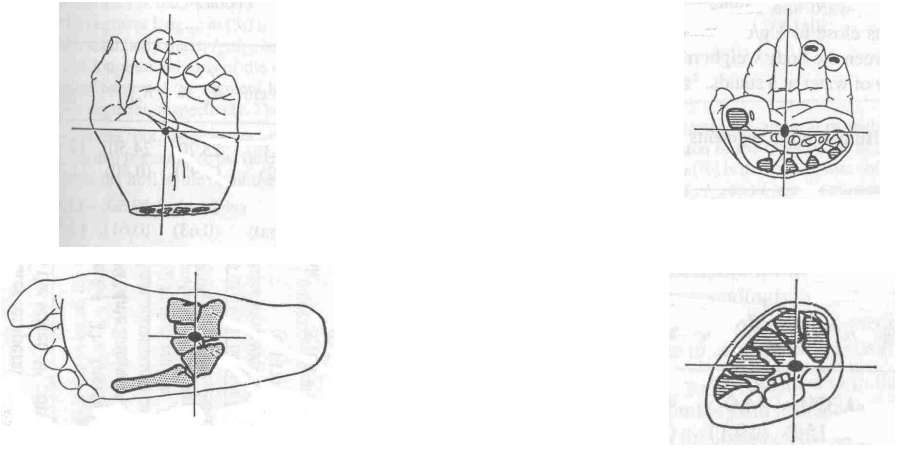


Bild 6:

Lage des anatomischen Schwerpunktes von Hand- und Fußsegment (links: Sicht palmar- bzw. plantarwärts, rechts: Querschnitt) [Zatsiorsky 2002]

4.2 Messverfahren

Accelerometrische Messsysteme weisen gegenüber optischen Bewegungsanalyseverfahren den Vorteil auf, dass sie nicht nur zur Erfassung der Fuß- bzw. Beinbewegung, sondern auch zur zuverlässigen Erfassung der Bewegungen der oberen Endeffektoren von Säuglingen herangezogen werden können. Da die Messanordnung die Spontanbewegungen der Säuglinge nicht beeinflussen darf und gleichzeitig die Bewegung dreidimensional erfasst werden muss, ist die Entwicklung kleiner und sehr leichter Sensoren notwendig.

4.2.1 Kapazitive Beschleunigungssensoren

Nach dem zweiten Newton'sche Axiom (Grundgesetz der Dynamik) ist die Beschleunigung $\vec{a}$ eines Körpers umgekehrt proportional zu seiner Masse m und direkt proportional zur resultierenden Kraft $\vec{F}$, die auf ihn wirkt [Tipler 1995].

$$\vec{a} = \frac{1}{m}\vec{F} \tag{7}$$

Ein übliches Verfahren zur Bestimmung der Beschleunigung basiert auf der Messung der Kraft, die auf eine bekannte seismische Masse wirkt (Bild 7) [Tipler 1995].

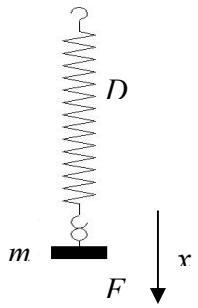


Bild 7: Prinzipskizze der Massenauslenkung in einer Achse

Dieses Messprinzip wird aufgrund seiner Fähigkeit zur Miniaturisierung auch bevorzugt in Beschleunigungssensoren angewendet. In einem Gehäuse ist eine Masse m (m bekannt) in einer Achse beweglich aufgehängt (hier: Feder mit bekannter Federkonstante D). Wirkt durch Beschleunigung der Masse eine Kraft $\vec{F}$ entlang der Auslenkungsachse x, so bewegt sich die Masse m. Die Auslenkung x wird über eine Wegmessung gemessen und ist proportional zur Kraft F .Die beiden Größen hängen über die Federkonstante D zusammen (Hooksches Gesetz, Gleichung (8)) [Tipler 1995]. Somit lässt sich von x über die Bestimmung von F mit Gleichung (7) auf die Beschleunigung a schließen.

Zur Messung der Auslenkung besonders für niederfrequente Messungen mit hoher Präzision haben sich kapazitive Halbleiter-Sensoren (MEMS) etabliert. Sie können in Mikromechanik sehr klein und in größerer Stückzahl kostengünstig hergestellt werden. MEMS ist die Abkürzung für Micro-Electro-Mechanical-System, eine Technologie, die mechanische Elemente und elektronische Schaltungen auf einem Substrat kombiniert. Ein weiterer Vorteil dieser Sensoren ist die hohe Temperaturstabilität auch über lange Messzeiträume. Der kapazitive Beschleunigungssensor (Differentialkondensator) erfasst mit Hilfe von Kondensatoren die Auslenkung der seismischen Masse [Tipler 1995].

$$F = D \cdot x \tag{8}$$

Ein Differentialkondensator misst immer nur die Beschleunigung in Richtung senkrecht zur Plattenfläche, also die Normalkomponente $\vec{a}_n$ der Gesamtbeschleunigung $\vec{a}$. Letztere setzt sich aus der Normalkomponente und einer Tangentialkomponente $\vec{a}_t$ zusammen: $\vec{a} = \vec{a}_t + \vec{a}_n$, Bild 8. $\vec{a}_t$ erhält man über die Normalkomponente eines zweiten Differentialkondensators, der orthogonal zum ersten angebracht wird. Somit ließe sich eine zweidimensionale Beschleunigung $\vec{a} = \vec{a}_t + \vec{a}_n$ bestimmen.

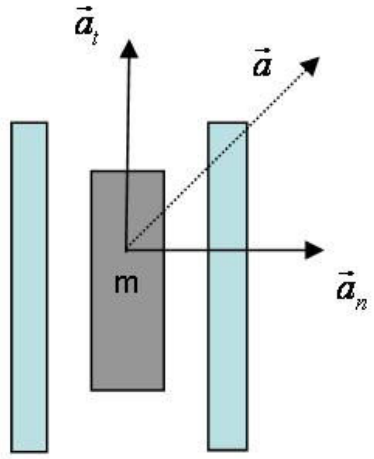


Bild 8:
Schema eines Differentialkondensators unter Wirkung der Beschleunigung $\vec{a}$ mit normalem $\vec{a}_n$ und tangentialem $\vec{a}_t$ Anteil.

Eine vollständige Beschreibung der Beschleunigung im Raum ist daher nur mit drei orthogonal zueinander angeordneten (triaxialen) Differentialkondensatoren möglich [Winter 1992], Bild 9.

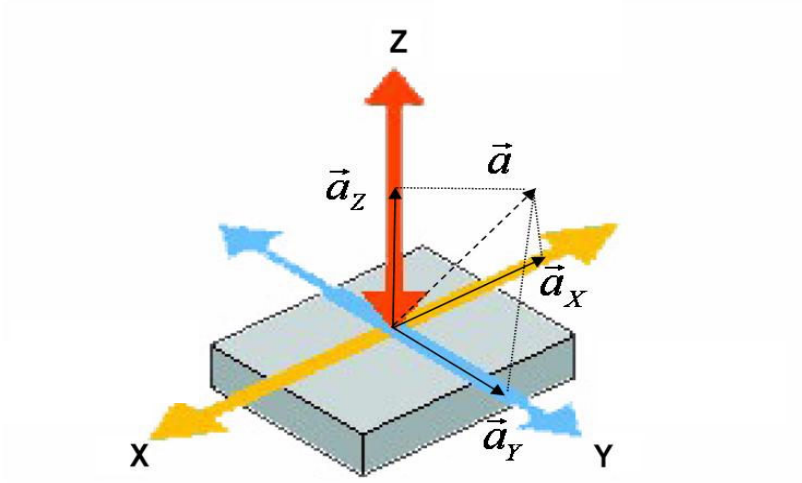


Bild 9:
Schema eines triaxialen Sensors, bearbeitet [Freescale 2006]

Der zu entwickelnde Messaufbau soll die Beschleunigung von Händen und Füßen in den drei Raumachsen eines Säuglings erfassen. Durch den speziellen Einsatz bei Säuglingen ergibt sich eine Reihe von besonderen Kriterien, die von den Sensoren erfüllt werden müssen. Da die Sensoren auf Händen und Füßen des Kindes angebracht werden, muss das Gesamtgewicht der Sensoren möglichst gering sein, um eine Beeinflussung der Bewegung durch das zusätzliche Gewicht so gering wie möglich zu halten. Des Weiteren müssen die Ausmaße der Sensoren gering ausfallen, damit die Bewegungsfreiheit der Säuglinge nicht eingeschränkt wird. Zur Platzierung der Sensoren steht nur eine geringe Fläche auf Händen und Füßen der Säuglinge zur Verfügung. Die durchschnittliche Hand- bzw. Fußlänge eines einen Monat alten Säuglings des Kollektivs beträgt 6,3 cm bzw. 8,2 cm. Unter Berücksichtigung der Finger- bzw. Zehenlänge und der maximalen Bewegungsfreiheit von Händen und Füßen sollte die Grundfläche der Sensoren nicht größer als 1 cm^2 bis 1.5 cm^2 sein.
Der Messbereich der Sensoren muss möglichst genau an den benötigten Bereich, d. h. den Bereich zwischen der maximal möglichen positiven bzw. negativen Beschleunigung der Extremitäten der Säuglinge angepasst sein, um ein hohes Signal-Rausch-Verhältnis zu erreichen. Zur Festlegung des Messbereiches wurden die Beschleunigungswerte der Extremitäten der Säuglinge des Patienten- und Normkollektivs mit einem optischen Bewegungsanalysesystem als Referenzsystem gemessen. Die maximal auftretende Beschleunigung beträgt ±68.67 m/s^2, dies entspricht ±7 g. Es wurde daher aus den zurzeit verfügbaren Aufnehmertypen ein Aufnehmer mit einem Messbereich von ±10 g (±98.1 m/s^2, 1g = 9,81 m/s^2) gewählt, der

gleichzeitig eine hohe Auflösung gewährleistet. Ein weiteres Kriterium für die Auswahl der Sensoren waren die Anschaffungskosten. Um einen routinemäßigen Einsatz bei niedergelassenen Ärzten zu erreichen, sollten die Herstellungskosten für den Gesamtaufbau entsprechend niedrig sein und die Sensoren stellen einen wesentlichen Kostenfaktor dar.
Unter Berücksichtigung aller aufgeführten Randbedingungen wird deutlich, dass die zurzeit kommerziell zur Verfügung stehenden Sensorsysteme für diese Anwendung nicht geeignet sind. Der Messbereich ist bei den meisten zur Verfügung stehenden Sensorsystemen um einige Größenordnungen größer als notwendig. Hierdurch besitzen diese eine sehr geringe Empfindlichkeit. Geringe Beschleunigungsänderungen können von ihnen nicht mehr erfasst werden, da ihr Signal-Rausch-Abstand (SNR) zu gering ist. Weitere Nachteile verfügbarer Sensorsysteme sind die benötigte relativ hohe Versorgungsspannung von mindestens 18 Volt und die hohen Kosten. Im Gegensatz dazu können Beschleunigungssensor-ICs unter geeigneter Beschaltung genau an den gewünschten Messbereich angepasst werden und benötigen nur eine Versorgungsspannung von 3 bis 6 Volt. Die Sensor-ICs haben zwar auch ein geringes Gewicht, jedoch müssen sie noch in eine Schaltung und ein Gehäuse integriert werden, wodurch sich ihr Gewicht zwangsläufig erhöht. D.h. die Schwierigkeit in der Verwendung von Sensor-ICs liegt in der geeigneten Dimensionierung von Beschaltung und Gehäuse.
Besonders leichte und kleine Beschleunigungssensoren zur Erfassung der menschlichen Bewegung werden üblicherweise mittels Mikrolithographie gefertigt. Der hier entwickelte Beschleunigungssensor basiert auf einem dreiachsigen mikrolithographierten integrierten Schaltkreis der Firma Freescale Semiconductor mit einem maximalen Amplitudenbereich von ±10g und einer Sensitivität von 120 mV/g [Freescale 2006] bei einer benötigten Spannungsversorgung mit 3.3 Volt Gleichspannung. Ein einzelner Sensor wiegt inklusive Gehäuse nur 1g und hat einen Durchmesser von 12 mm mit einer Höhe von 8 mm (Bild 10). Die Beschleunigungsachsen sind in dem Sensorgehäuse wie in Bild 10 dargestellt angeordnet. Das Verbindungskabel, welches den Sensor mit dem Analog-Digital-Wandler verbindet, ist leicht, hoch flexibel und reißfest. Sowohl Sensor wie Kabel sind wasserfest und sterilisierbar. Das Kabel besitzt je Kupfer-Litze eine Thermoplast-Isolation und zur Abschirmung eine Umspinnung aus verzinkten Kupferdraht mit Polyurethanmantel. Es hat nur einen Gesamtdurchmesser von 1,7mm. Durch den geringen Durchmesser und die hohe Flexibilität des Kabels werden die Kinder in ihren Bewegungen nicht eingeschränkt und können es auch nicht greifen. Das Kabel hat je Sensor eine Länge von 1,5m und wird mit einem Western/Registered Jack-Stecker an die Messkette angeschlossen. Durchgegebene räumliche Trennung der Sensoren, je einer auf einer Extremität, und der Kabellänge kann die Zusammenführung der Kabel in die

Messkette außerhalb der Reichweite der Kinder erfolgen und das Verwickeln der Kabel untereinander fast vollständig vermieden werden. Sollte es doch zu einer Verwicklung der Kabel untereinander oder zu Zug auf die Verbindungsstelle zwischen Sensor und Kabel kommen, sorgen die hohe Abschirmung des Kabels und eine ausreichend ausgelegte Zugentlastung in Sensor und Western-Stecker für eine ungestörte Signalübertragung.

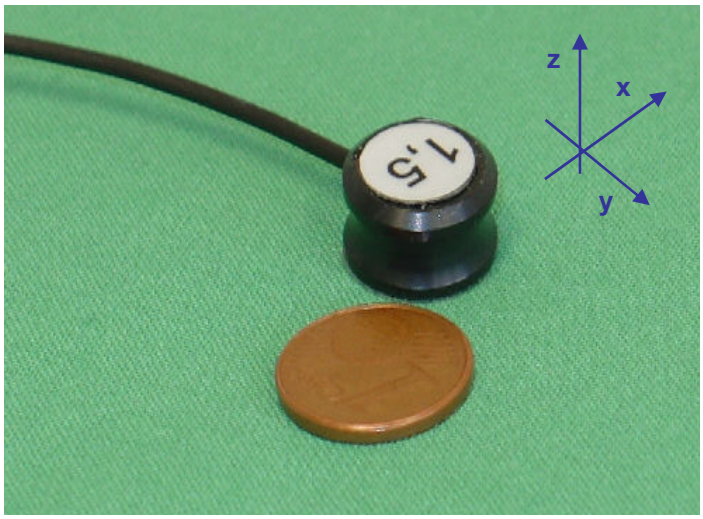


Bild 10:

Messaufnehmer (Gewicht 1g, Durchmesser 12 mm, Höhe 8 mm) mit zugehörigem Koordinatensystem im Grössenvergleich zur 1 Cent Euro-Münze

4.2.2 Signalauswertung

Um die Daten der Beschleunigungssensoren auszuwerten, wird eine Messkette verwendet. Am Eingang der Messkette liegen die Spannungswerte der Messaufnehmer als analoges Signal vor.

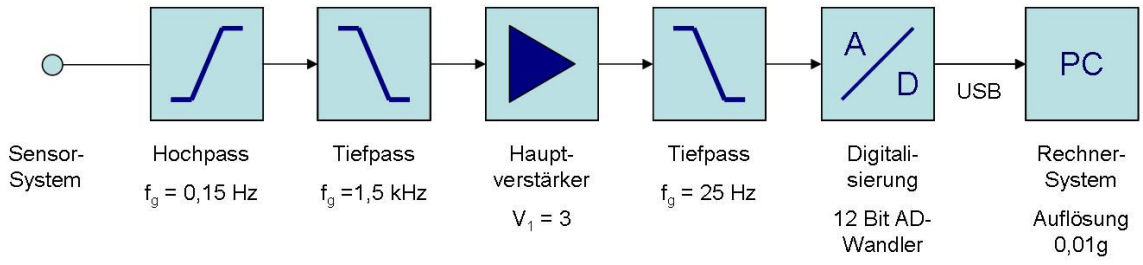


Bild 11:

Messkette

Als Ausgabe wird meist eine digitale und diskrete Datenmatrix verwendet, welche die verschiedenen Beschleunigungswerte der drei Richtungskomponenten für jeden Sensor enthält.

Bild 11 gibt eine Übersicht über die entwickelte Messkette mit Hochpassfilterung (Grenzfrequenz 0.15 Hz) zur Eliminierung des Gleichanteils (Gravitation), Tiefpassfilterung (Grenzfrequenz 1.5 kHz) zur Unterdrückung der hochfrequenten Anteile, Hauptverstärkung, zur Anpassung der Ausgangsspannung der Sensoren an den Aussteuerbereich des AD-Wandlers, Tiefpassfilterung (Grenzfrequenz 25 Hz) zur Vermeidung von Alaising-Artefakten und Digitalisierung (12 Bit AD-Wandler, Abtastrate 1000 Hz) erzielt man mit dem Messaufbau eine Auflösung von 0.01g.

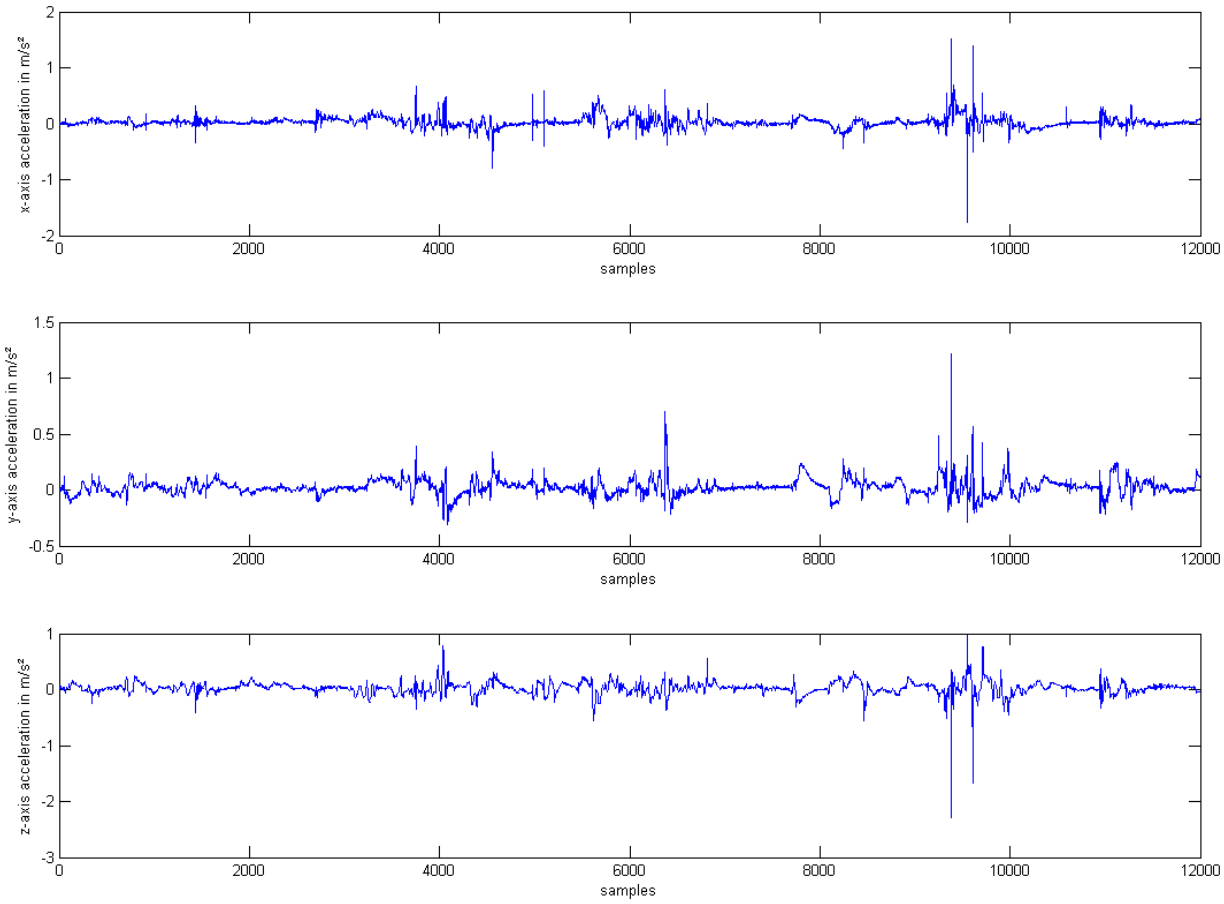


Bild 12:
Beschleunigungssignal in x, y, z Koordinaten von der linken Hand eines gesunden Säuglings

Bei Hoch- und Tiefpass handelt sich um passive Filter 1. Ordnung (RC-Glied) mit 45 Grad Phasenverschiebung und einer Flankensteilheit von 6dB/Oktave. Die Analyse der Frequenzspektren von Beschleunigungssignalen der Säuglinge des Kollektivs zeigt, dass die Frequenz der Bewegungen deutlich unter 25 Hz liegt, so ist nach dem Nyquist-Shannon-Theorem eine Abtastrate von 1000 Hz bei anschließend linearer Interpolation zulässig [Lücke 1999]. Typische Bewegungsfrequenzen liegen bei gesunden Säuglingen zwischen 0,2 und 6 Hz, pathologisches Zittern kann bis zu 18 Hz erreichen [Obwegeser 2001, Ushe 2004, Gurevich 2006].

Wegen der Unterdrückung der Gravitationsanteile durch Filterung des Signals kann die Sensorlage im Raum nicht mehr bestimmt werden. Auch Rotationen um eine Sensorachse können nicht mehr erfasst werden. Sensoren und Messkette erhalten ihre Spannung über die USB – Schnittstelle vom PC (+5V) über einen Spannungswandler auf +/-5V bzw. +3,3V geregelt. Da die Sensoren unmittelbar auf der Haut des Patienten angebracht werden, ist eine Isolierung, die einen elektrischen Kontakt zur Haut verhindert, in das Gehäuse integriert. Bild 12 zeigt das Beschleunigungssignal in x, y, z Koordinaten von der linken Hand eines gesunden Säuglings als Rekonstruktion im PC. Bild 13 zeigt das Geschwindigkeitssignal in x, y, z Koordinaten von der linken Hand eines gesunden Säuglings als Rekonstruktion im PC.

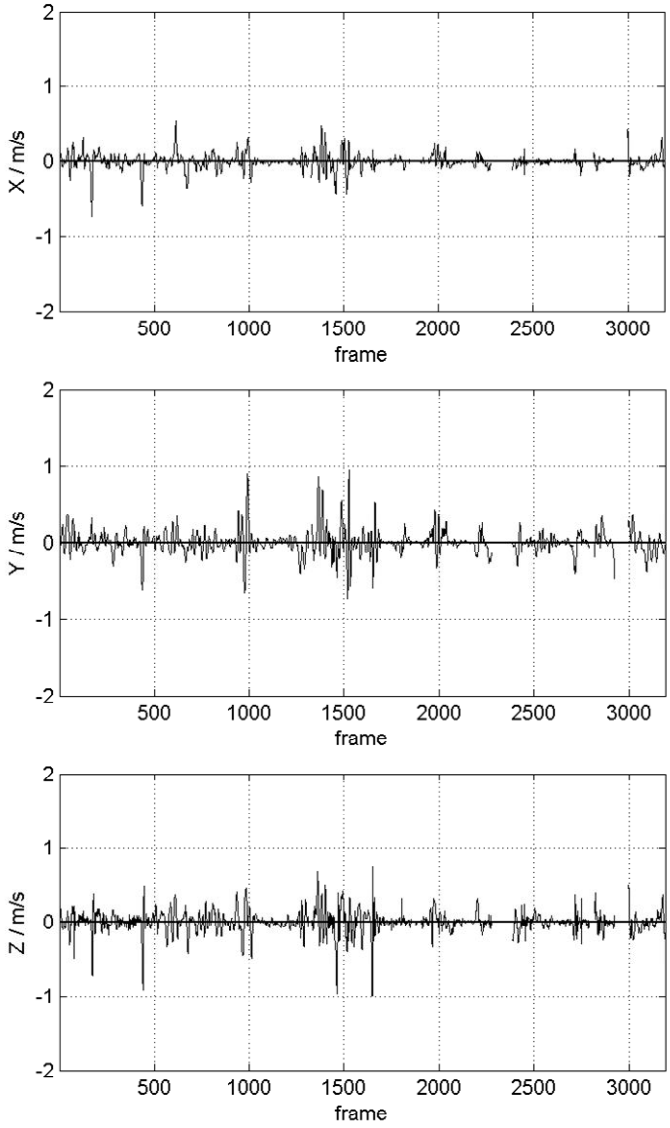


Bild 13:

Geschwindigkeit in x, y, z Koordinaten von der linken Hand eines gesunden Säuglings

5 Mustererkennungsprozess

Das Ziel des ersten Schrittes des Mustererkennungsprozesses, der Merkmalsextraktion, ist es, quantitative Parameter aus den Sensordaten zu extrahieren, die die Säuglingsbewegung charakterisieren [Duda 1999, Bishop 2006].

5.1 Merkmalsextraktion

Eine wesentliche Vorraussetzung für eine computergestützte Diagnoseunterstützung ist die mathematische Beschreibung des bestehenden diagnostischen Expertenwissens [Hölzel 1973]. Das für die vorliegende Fragestellung zur Verfügung stehende Wissen liegt in natürlicher Sprache (Englisch oder Deutsch) deskriptiv vor. Syntax und Semantik ermöglichen eine präzise und ausdrucksstarke Beschreibung. Sie kann mit unvollständigen Informationen umgehen und multimodal Informationen verbinden oder verneinen. Zusätzlich enthält die natürliche Sprache eine implizite Beziehung zu dem Kontext, in der sie verwendet wird [Stuart 2003]. Auch ist die natürliche Sprache nicht zusammengesetzt, sie unterliegt somit nicht dem sogenannten Frege-Prinzip. Benannt nach dem deutschen Mathematiker, Logiker und Philosophen Gottlob Frege (1848-1925) ist das Frege-Prinzip ein semantisches Prinzip, nach welchem die Bedeutung eines komplexen, d.h. aus Teilausdrücken zusammengesetzten Ausdrucks durch die Bedeutungen seiner Teile sowie die Art ihrer Zusammenfügung bestimmt ist [Luger 2004, Nilsson 1998, Stuart 2003, Poole 1998]. Mit seiner Hilfe lässt sich jede Aussage nach bestimmten Regeln in Teilaussagen zerlegen. Ein einzelner Satz besitzt aber in der Regel neben der Abhängigkeit vom Kontext auch noch eine Abhängigkeit von vorherigen und nachfolgenden Sätzen und kann zur Beurteilung seiner Bedeutung und Aussage nicht unabhängig von diesen betrachtet werden. Hinzu kommen Mehrdeutigkeiten von Wörtern und Phrasen,

die z.B. schon die wörtliche Übersetzung von einer natürlichen Sprache in eine andere erschweren [ter Meulen 2001].

Außerdem wird das in natürlicher Sprache kommunizierte Wissen in 90% der Fälle nicht anhand der exakten Wörter und Grammatik, sondern in Form des Inhaltes aufgenommen, d.h. die Wörter werden zu einer Art nonverbaler Repräsentation verarbeitet [Wanner 1974]. Die moderne Linguistik und Sprachenphilosophie geht daher mittlerweile eher von einem Nutzen und Sinn der natürlichen Sprache als Kommunikationsmittel, d.h. Transfermittel für Wissen als einem Repräsentationsmittel für Wissen aus [ter Meulen 2001]. Die technische Informationsextraktion aus natürlicher Sprache stellt somit eine äußerst anspruchsvolle Aufgabe dar [Dafna 2007, Stuart 2003], die bis heute nur in Spezialfällen und innerhalb sehr eingeschränkten Umgebungen erfolgreich automatisiert werden konnte [Manning 1999, Bates 1995, Dyer 1982, Fayyad 1996, Görz 2000]. Da für den vorliegenden Anwendungsfall keine mathematisch-analytischen Verfahren vorliegen und die zusätzliche Schwierigkeit besteht, dass das Wissen nicht nur extrahiert, sondern auch zur Anwendung auf accelerometrische Bewegungsdaten im Rahmen eines Schlussfolgerungsprozess geeignet sein muss, wurde eine empirische Vorgehensweise gewählt, die auf die weitere Anwendung des Wissens im klinischen Diagnoseunterstützungsprozess angepasst ist. Dieses Vorgehen hat sich schon in der Vergangenheit als geeignet herausgestellt, um die Diagnosestrategie des Arztes zu erfassen und anschließend mathematisch beschreiben zu können [Wortmann 1972, Schecke 1988, Warner 1997, Jungk 2002]. Nach dem Schlussfolgerungsprozess (Kapitel 5.3) ist es notwendig die mathematischen Parameter in einer Erklärungskomponente wieder mit dem zugrundeliegenden medizinischen Wissen zu verknüpfen. Dies erleichtert die Umstellung auf die rechnerbasierte Unterstützung und Akzeptanz, Compliance und Routinetauglichkeit werden erhöht [Schecke 1988, Dombal 1971, Gorry 1970, Wortmann 1972, Warner 1997, Jungk 2002].

5.1.1 Parameterdefinition

Anhand der Literatur wurden die diagnostischen Hauptbeobachtungen der medizinischen Experten bezogen auf die Unterscheidung zwischen gesunden und betroffenen Bewegungsmustern in natürlicher Sprache herausgearbeitet. Die visuellen Kriterien wurden anschließend durch eine Übersetzung in eine mathematische Beschreibung abstrahiert. Damit liegen Merkmale zur Beschreibung der Säuglingsbewegung als mathematische Parameter vor, welche aus den accelerometrischen Bewegungsdaten errechnet werden. Im Weiteren werden die Parameter und ihre Berechnung separat vorgestellt. Alle definierten Parameter werden, wenn nicht anders angegeben, für die gemessene Beschleunigung und die ermittelte Geschwindig-

keit in jeder Raumachse berechnet. Um die mathematischen Parameter definieren zu können, muss der Messvorgang als Zufallsexperiment eingestuft werden können. Ein Zufallsexperiment ist ein Vorgang, für den gilt [Sachs 2004]:

- ✓ Das Experiment wird nach einer bestimmten Vorschrift ausgeführt.
- ✓ Das Experiment kann unter identischen Bedingungen beliebig oft wiederholt werden
- ✓ Alle möglichen Ergebnisse des Experiments sind vorab bekannt.
- ✓ Das Ergebnis eines einzelnen Experiments kann nicht im Voraus bestimmt werden.

Es kann davon ausgegangen werden, dass ein und dasselbe technische System, hier die accelerometrische Bewegungsanalyse, immer nach dem gleichen Prinzip arbeitet und mathematisch genau die gleichen Formeln anwendet, unabhängig von der Anzahl der Wiederholungen. Die accelerometrische Bewegungsanalyse liefert für große t ($t \to \infty$) mittelwertfreie Zeitreihen der Beschleunigung und der Geschwindigkeit, Kapitel 4.2. Die möglichen Wertebereiche der Zeitreihen sind vom technischen System vorgegeben und bekannt. Da aber die Zeitreihen statistischen Signalen entsprechen, kann das Ergebnis einer einzelnen Messung nicht im Voraus bestimmt werden. Folglich lässt sich die accelerometrische Bewegungsanalyse durch ein stochastisches Modell beschreiben, wobei die Zeitreihen der Beschleunigung bzw. Geschwindigkeit, d.h. die digitalisierten Wertereihen, jeweils als reelle Zufallsvariable betrachtet werden [Sachs 2004]. Im Folgenden werden die ausgewählten mathematischen Operatoren definiert.

Extrema

Ermittlung der Extrema der jeweiligen Zeitreihe *f*.

$$\begin{aligned} f_{\min} &= \min_t \{f(t)\} \\ f_{\max} &= \max_t \{f(t)\} \end{aligned} \tag{9}$$

Zusätzlich zu der Verwendung als Merkmal dient die Ermittlung der Mini- und Maxima zur Qualitätssicherung der Messdaten. Werden bei einer Messung maximale Beschleunigungswerte ermittelt ($|a| \geq 90\, m/s^2$), so wird dieses als Messfehler in der Auswertung berücksichtigt.

Effektivwert

Die betragsmäßige Fläche eines auf die Signallänge *N* normierten mittelwertfreien Signals entspricht dem Effektivwert des Signals.

Es berechnet sich die normierte Fläche A_{μ}^{f} außerhalb des Mittelwerts $\mu = 0$ der Zeitreihe *f* zu

$$A^{f}_{\mu,j,k} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left| f_{j,k}(t_i) - \underbrace{\mu^{f}_{j,k}}_{=0} \right| = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left| f_{j,k}(t_i) \right|$$

mit

$f \in \{a, v\}$:	Zeitreihe der Beschleunigung a oder Geschwindigkeit v
$j \in \{LF, LH, RF, RH\}$:	Extremität (LF = linker Fuß, LH = linke Hand, RF = rechter Fuß, RH = rechte Hand)
$k \in \{x, y, z\}$:	Koordinatenrichtung
N:	Signallänge
μ:	Mittelwert

(10)

Bild 14 zeigt beispielhaft die Fläche zwischen der *x*-Koordinate der Geschwindigkeit und deren Mittelwert von der linken Hand eines gesunden Säuglings.

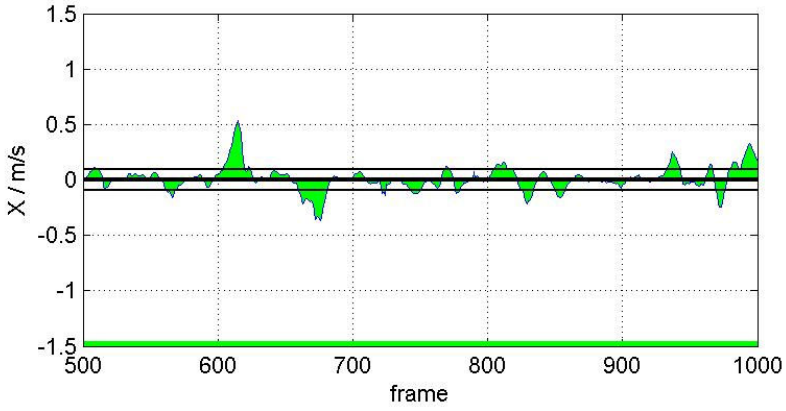


Bild 14:

Fläche zwischen der *x*-Koordinate der Geschwindigkeit und deren Mittelwert von der linken Hand eines gesunden Säuglings

Die Summe über die Anteile der drei Raumachsen $k \in \{x, y, z\}$ für eine Extremität $j \in \{LF, LH, RF, RH\}$ ergibt sich zu

$$A^{f}_{\mu,j} = \sum_{k=x,y,z} A^{f}_{\mu,j,k} \tag{11}$$

Und die Zusammenfassung für die oberen bzw. unteren Extremitäten berechnet sich zu

$$\begin{aligned} A^{f}_{\mu,Hände} &= \sum_{j=LH,RH} A^{f}_{\mu,j} \\ A^{f}_{\mu,Füße} &= \sum_{j=LF,RF} A^{f}_{\mu,j} \end{aligned} \tag{12}$$

Vergleichbar berechnet sich die auf die Signallänge *N* normierte betragsmäßige Fläche A_{σ}^{f} eines mittelwertfreien Signals *f* außerhalb der einfachen Standardabweichung σ nach folgender Gleichung

$$A_{\sigma,j,k}^{f} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\left|f_{j,k}(t_i)\right| - \sigma_{j,k}^{f}\right)$$

$$\forall i : \left|f_{j,k}(t_i)\right| > \sigma_{j,k}^{f}$$

mit

$f \in \{a, v\}$: Zeitreihe der Beschleunigung *a* oder Geschwindigkeit *v*

$\sigma_{j,k}^{f} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{j,k}(t_i) - \mu_{j,k}^{f})^2}$: Standardabweichung

$j \in \{LF, LH, RF, RH\}$: Extremität (LF = linker Fuß, LH = linke Hand, RF = rechter Fuß, RH = rechte Hand)

$k \in \{x, y, z\}$: Koordinatenrichtung

N: Signallänge

(13)

Bild 15 zeigt beispielhaft die Fläche zwischen der x-Koordinate der Geschwindigkeit und deren Standardabweichung von der linken Hand eines gesunden Säuglings.

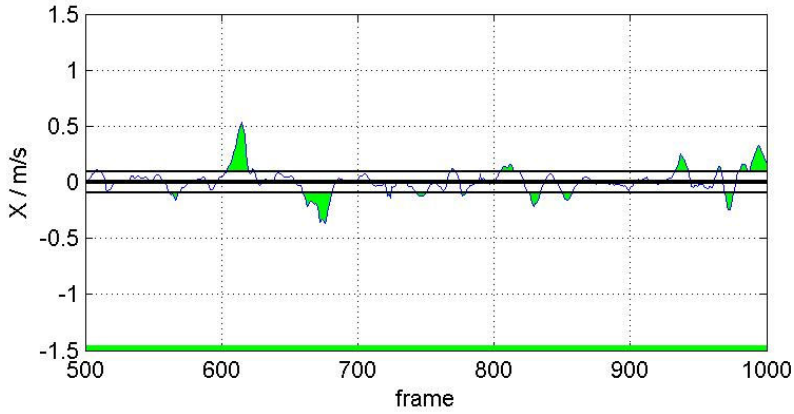


Bild 15:

Fläche zwischen der x-Koordinate der Geschwindigkeit und deren Standardabweichung von der linken Hand eines gesunden Säuglings

Die Summe über die Anteile der drei Raumachsen $k \in \{x, y, z\}$ für eine Extremität $j \in \{LF, LH, RF, RH\}$ ergibt sich analog zu oben zu

$$A_{\sigma,j}^{f} = \sum_{k=x,y,z} A_{\sigma,j,k}^{f} \qquad (14)$$

Und die Zusammenfassung für die oberen bzw. unteren Extremitäten berechnet sich zu

$$A^f_{\sigma,Hände} = \sum_{j=LH,RH} A^f_{\sigma,j}$$
$$A^f_{\sigma,Füße} = \sum_{j=LF,RF} A^f_{\sigma,j} \qquad (15)$$

Signalregelmäßigkeit

Die Bestimmung des normierten zeitlichen Abstands zwischen zwei benachbarten Extrema, die außerhalb der Standardabweichung des Signals liegen, ist ein Maß für die Regelmäßigkeit oder Periodizität des Signals. In die Betrachtung fließen die Werte mit ein, die außerhalb des durch die Standardabweichung markierten Bandes liegen. Es werden daher zunächst alle Schnittpunkte der Geschwindigkeitskurve mit der durch die Standardabweichung nach oben und unten festgelegten Grenze gesucht. Anschließend wird das zwischen je zwei Schnittpunkten liegende Extremum ermittelt (siehe Bild 16). Um die Periodizität oder Regelmäßigkeit der Bewegung zu erfassen, sind die Abstände zwischen den Extrema von Bedeutung. Aus den zu den Extrema gehörenden Zeitpunkten lassen sich die Abstände jeweils zweier benachbarter Extremstellen berechnen.

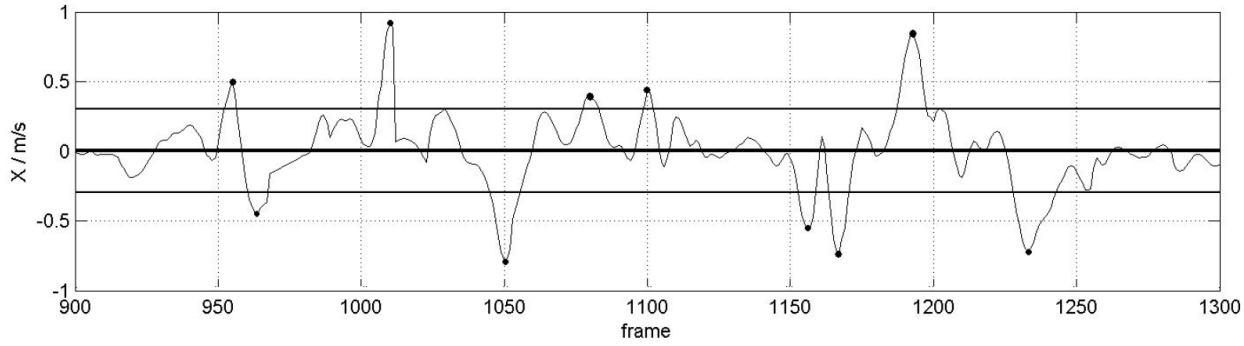


Bild 16:
Ausschnitt aus einer Geschwindigkeitskurve (x-Achse) mit markierten Extrema

Daraus werden normierter Mittelwert und Standardabweichung der Abstände $d^f_{j,k,i}$ des Signals f der Raumkoordinate $k \in \{x,y,z\}$ des Sensors der Extremität $j \in \{LF,LH,RF,RH\}$ bestimmt zu

$$\bar{d}^f_{j,k} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} d^f_{j,k,i}$$
$$\sigma^f_{d,j,k} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(d^f_{j,k,i} - \bar{d}^f_{j,k})^2} \qquad (16)$$

mit $f \in \{a, v\}$: Zeitreihe der Beschleunigung a oder Geschwindigkeit v

$j \in \{LF, LH, RF, RH\}$: Extremität (LF = linker Fuß, LH = linke Hand, RF = rechter Fuß, RH = rechte Hand)

$k \in \{x, y, z\}$: Koordinatenrichtung

n: Anzahl ermittelter Abstände

Das Periodizitätsmaß P wird dann folgendermaßen definiert

$$P_{j,k}^{f} = \frac{1}{\sigma_{d,j,k}^{f} + \overline{d}_{j,k}^{f}} \text{ b} \tag{17}$$

Somit haben sowohl die durchschnittliche Länge der Extrema-Abstände, wie auch das Maß für die Abweichung von der mittleren Länge Einfluss auf das Periodizitätsmaß. Eine geringe durchschnittliche Abstandsslänge besagt, dass die Extrema in kurzen Abständen auftreten, eine große durchschnittliche Abstandslänge besagt, dass die Extrema in größeren Abständen und damit, da auf die Länge normiert, mehr bzw. weniger häufig auftreten. Somit wird auch die Häufigkeit des Auftretens der Extrema berücksichtigt. Eine geringe Standardabweichung σ der Häufigkeitsverteilung bedeutet, dass die Extrema relativ regelmäßig auftreten. Eine hohe Standardabweichung würde aussagen, dass die Extrema unregelmäßig stattfinden. Diese würde man daher auch als weniger periodisch bezeichnen. Mittelwert und Standardabweichungen werden additiv verknüpft, so dass beide Einflussgrößen gleich gewichtet sind. Liegt ein sehr kleiner durchschnittlicher Abstand und eine geringe Standardabweichung vor, d.h. die Extrema treten in kleinen, gleichgroßen Abständen auf, so liegt ein regelmäßiges, sehr periodisches Signal vor. Analog zu den bisherigen Merkmalen lassen sich die drei Raumkoordinaten je Sensor und die Sensoren für obere bzw. untere Extremitäten zusammenfassen. Die Summe über die Anteile der drei Raumachsen $k \in \{x, y, z\}$ für eine Extremität $j \in \{LF, LH, RF, RH\}$ ergibt

$$P_{j}^{f} = \sum_{k=x,y,z} P_{j,k}^{f} \tag{18}$$

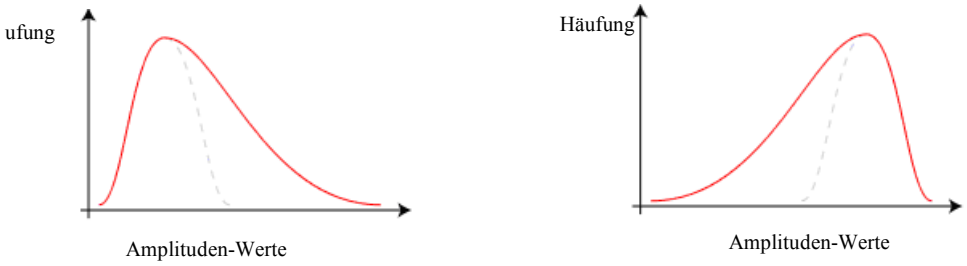
Die Signalregelmäßigkeit für die oberen bzw. unteren Extremitäten berechnen sich zu

$$\begin{aligned} P_{Hände}^{f} &= \sum_{j=LH,RH} P_{j}^{f} \\ P_{Füße}^{f} &= \sum_{j=LF,RF} P_{j}^{f} \end{aligned} \tag{19}$$

Schiefe

Die statistische Schiefe (engl. skewness) beschreibt die Abweichung einer Verteilung bezogen auf die bei Normalverteilung vorherrschende Symmetrie. Eine Verteilung besitzt eine

positive Schiefe, auch rechtsschief bzw. linkssteil, wenn die Verteilung nach rechts, d.h. in die mathematisch positive Richtung ausläuft (Bild 17). Analog besitzt eine Verteilung eine negative Schiefe, auch linksschief bzw. rechtssteil, wenn die Verteilung nach links, d.h. in die mathematisch negative Richtung ausläuft (Bild 17).



positive Schiefe
rechtsschief/linkssteil

negative Schiefe
linksschief/rechtssteil

Bild 17:
Schema für positive und negative Schiefe einer Verteilung [Sachs 2004]

Eine positive Schiefe bedeutet, dass in der Verteilung mehr kleinere Werte vorkommen als in der Normalverteilung. Analog bedeutet eine negative Schiefe, dass mehr hohe Amplitudenwerte auftreten als in einer Normalverteilung. Eine Verteilung besitzt die Schiefe Null, wenn diese symmetrisch zur Normalverteilung liegt. Aus mathematischer Sicht berechnet sich die Schiefe aus dem auf die dritte Potenz der Standardabweichung bezogenen zentralen Moment 3. Ordnung und ist nach Mittelwert und Standardabweichung der 3. Kennwert einer Verteilung [Sachs 2004].

$$skewness(f_j) = \frac{E\left[(f_{j,i} - \bar{f}_j)^3\right]}{\sigma_j^{f\,3}} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{j,i} - \bar{f}_j)^3}{\sigma_j^{f\,3}}$$

$$\text{mit } \bar{f}_j = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f_{j,i} \text{ und } \sigma_j^f = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{j,i} - \bar{f}_j)^2} \tag{20}$$

mit

$f \in \{a, v\}$: Betrag der Zeitreihe der Beschleunigung a oder Geschwindigkeit v

$j \in \{LF, LH, RF, RH\}$: Extremität (LF = linker Fuß, LH = linke Hand, RF = rechter Fuß, RH = rechte Hand)

N: Signallänge

σ: Standardabweichung

Analog zu den bisherigen Merkmalen lassen sich die Sensoren für obere bzw. untere Extremitäten zusammenfassen. Die Signalschiefe für die oberen bzw. unteren Extremitäten berechnet sich zu

$$skewness(f_{Hände}) = \sum_{j=LH,RH} skewness(f_j)$$
$$skewness(f_{Füße}) = \sum_{j=LF,RF} skewness(f_j) \quad (21)$$

Wölbung

Die Wölbung (engl. curtosis oder excess) beschreibt die Abweichung einer Verteilung bezogen auf das Maximum der Normalverteilung bei gleicher Varianz. Liegt das Maximum der Verteilung höher als das Maximum der Normalverteilung, liegt eine positive Wölbung (Platykurtic, Bild 18) vor, liegt es tiefer eine negative Wölbung (Leptokurtic, Bild 18). Entspricht das Maximum dem der Normalverteilung, ist die Wölbung null (Mesokurtic, Bild 18) [Sachs 2004, Duller 2005]. Eine positive Wölbung bedeutet, dass gehäuft Werte nahe um den Mittelwert angenommen werden und gleichzeitig eine höhere Wahrscheinlichkeit als in einer Normalverteilung für extreme Werte besteht. Für eine negative Wölbung gilt genau der Gegensatz.

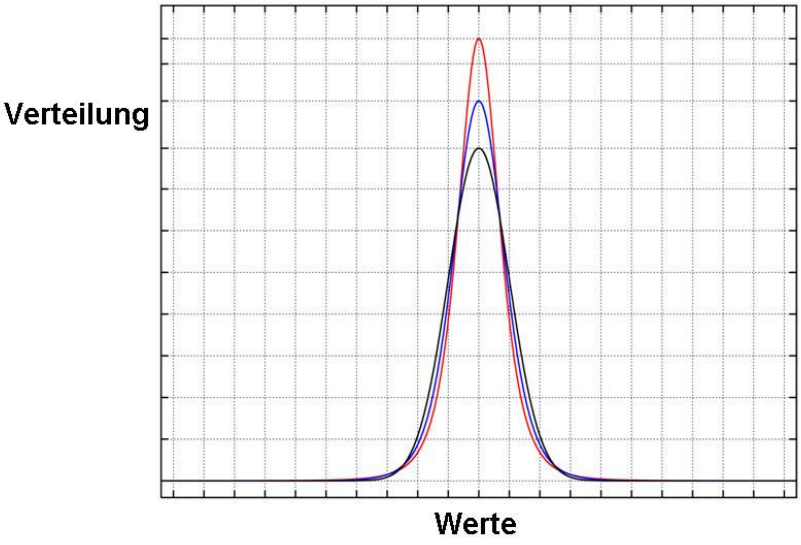


Bild 18:

Schema für die Wölbung einer Verteilung [Sachs 2004], blau: Normalverteilung (Mesokurtic), rot: positive Wölbung (Platykurtic), schwarz: negative Wölbung (Leptokurtic)

Mathematisch berechnet sich die Wölbung (‚curtosis') aus dem auf die vierte Potenz der Standardabweichung bezogenen zentralen Moment 4. Ordnung und ist nach der Schiefe der 4. Kennwert einer Verteilung [Sachs 2004].

$$curtosis(f_j) = \frac{E\left[(f_{j,i} - \bar{f}_j)^4\right]}{\sigma_j^{f\,4}} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{j,i} - \bar{f}_j)^4}{\sigma_j^{f\,4}}$$

$$\text{mit } \bar{f}_j = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} f_{j,i} \text{ und } \sigma_j^f = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{j,i} - \bar{f}_j)^2}$$

mit

$f \in \{a, v\}$: Betrag der Zeitreihe der Beschleunigung a oder Geschwindigkeit v

$j \in \{LF, LH, RF, RH\}$: Extremität (LF = linker Fuß, LH = linke Hand, RF = rechter Fuß, RH = rechte Hand)

N: Signallänge

σ: Standardabweichung

(22)

Weiterhin lassen sich die Sensoren für obere bzw. untere Extremitäten zusammenfassen. Die Wölbung für die oberen bzw. unteren Extremitäten ergibt sich zu

$$curtosis(f_{Hände}) = \sum_{j=LH,RH} curtosis(f_j)$$
$$curtosis(f_{Füße}) = \sum_{j=LF,RF} curtosis(f_j) \quad (23)$$

Korrelation

Der Korrelationskoeffizient gibt das Maß für den linearen Zusammenhang zweier normalverteilter Zufallsvariablen wieder und entspricht der normierten Kovarianz (‚correlation'). Verwendet man zwei unterschiedliche Zufallsvariablen, spricht man von dem Kreuzkorrelationskoeffizient (‚crosscorrelation') $cc_{j,l}^f$ zweier Zufallsvariablen f_j und f_l mit $j \neq l$ [Meyer 2006, Lücke 1999].

$$cc_{j,l}^f = \frac{\sigma_{j,l}^{f\,2}}{\sqrt{\sigma_j^{f\,2} \cdot \sigma_l^{f\,2}}}$$

$$\text{mit } \sigma_j^{f\,2} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{j,i} - \bar{f}_j)^2 \text{ bzw. } \sigma_l^{f\,2} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{l,i} - \bar{f}_l)^2$$

$$\text{und } \sigma_{j,l}^{f\,2} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_{j,i} - \bar{f}_j)(f_{l,i} - \bar{f}_l) \quad (24)$$

mit

$f \in \{a, v\}$: Betrag der Zeitreihe der Beschleunigung a oder Geschwindigkeit v

$j, l \in \{LF, LH, RF, RH\}$ mit $j \neq l$: Extremität (LF = linker Fuß, LH = linke Hand, RF = rechter Fuß, RH = rechte Hand)

N: Signallänge

σ: Standardabweichung

Als Merkmale lassen sich die Korrelationen der Beträge der Geschwindigkeit bzw. der Beschleunigung der folgenden Extremitätenkombinationen berechnen.

Tabelle 3:

Mögliche Signalkombinationen

Linke Hand - Rechte Hand	Rechte Hand - Rechter Fuß
Linke Hand - Rechter Fuß	Rechte Hand - Linker Fuß
Linke Hand - Linker Fuß	Linker Fuß - Rechter Fuß

Normierung

Die verschiedenen Merkmale weisen unterschiedliche Dimensionen auf. Um zum Beispiel Abstände zwischen verschiedenen Merkmalsvektoren berechnen zu können, müssen die Merkmale normiert werden. Eine übliche Vorgehensweise ist hierbei die Normierung des Wertebereichs eines Merkmals auf den Mittelwert $\mu = 0$ und die Varianz $\sigma^2 = 1$, indem alle Werte w_i eines Merkmales *p* um den Mittelwert μ^p des Merkmals verschoben und durch die Wurzel der Varianz (Standardabweichung) σ^p des Merkmals dividiert werden. Auf diese Weise ergeben sich die Werte $\tilde{w}_i$ des Merkmales *p zu*

$$\tilde{w}_i^p = \frac{w_i^p - \mu^p}{\sigma^p},\ i \in \{1,....,n\}$$
$$\text{mit } \tilde{\mu}^p = 0 \text{ und } \tilde{\sigma}^p = 1 \tag{25}$$

mit

n: Anzahl Werte des Merkmals *p*

Eine Einschränkung dieser Methode ist jedoch, dass man noch nicht alle Werte eines Merkmales kennt und somit die Standardabweichung nur annähernd bestimmen kann. Bei einer genügend großen Anzahl Merkmalswerte ist diese Abweichung jedoch vernachlässigbar. Vorteilhaft ist aber, dass der Wertebereich bei dieser Normierung nicht auf den Bereich [0; 1] beschränkt ist und so keine Verzerrung des Datenbereichs wie bei einer Normierung auf den Wertebereich [0:1] stattfindet. Der Datenbereich ist umso größer, je inhomogener die Werte

eines Merkmals um seinen Mittelwert verteilt sind. Diese Methode ist somit gegenüber Ausreißern tolerant.

Die mathematischen Parameter werden auf die zwei Zufallsvariablen Beschleunigung und Geschwindigkeit für jeden Endeffektor angewendet. Im Weiteren werden die oberen und unteren Endeffektoren zusammengefasst, da die Beschreibungen von Prechtl und Kollegen sich auf Ganzkörperbewegungen oder Bewegungen aller Extremitäten beziehen. Die Kreuzkorrelation wird sowohl zwischen den einzelnen Händen wie auch den Füßen berechnet. Damit ergeben sich folgende mathematische Parameter, Tabelle 4. Zusätzlich werden als mögliche Merkmale noch Geschlecht, Alter, Körpergewicht und Körperlänge der Kinder als anthropologische Parameter herangezogen, da ja besonders das Alter nach Prechtl einen entscheidenden Einfluss auf die Art der Spontanbewegung der Kinder hat.

Tabelle 4:

Übersicht über die aus den Endeffektor-Sensoren extrahierten mathematischen Parameter

Nr.	Symbol	Bezeichnung
1	$a_{\min}$	Minimale Beschleunigung über alle Endeffektoren
2	$a_{\max}$	Maximale Beschleunigung über alle Endeffektoren
3	$v_{\min}$	Minimale Geschwindigkeit über alle Endeffektoren
4	$v_{\max}$	Maximale Geschwindigkeit über alle Endeffektoren
5	cc^{a}_{mean}	Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren
6	cc^{v}_{mean}	Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit zwischen allen Endeffektoren
7	$skewness\ (a_{Füße})$	Schiefe der Beschleunigungsverteilung der Füße
8	$kurtosis(a_{Füße})$	Wölbung der Beschleunigungsverteilung der Füße
9	$cc^{a}_{LF,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LF und RF
10	$A^{a}_{\mu,Füße}$	Fläche außerhalb des Mittelwerts der Beschleunigung der Füße
11	$A^{a}_{\sigma,Füße}$	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Beschleunigung der Füße
12	$P^{a}_{Füße}$	Periodizität der Beschleunigung der Füße
13	$skewness(v_{Füße})$	Schiefe der Geschwindigkeitsverteilung der Füße
14	$kurtosis(v_{Füße})$	Wölbung der Geschwindigkeitsverteilung der Füße
15	$cc^{v}_{LF,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LF und RF

16	$A^{v}_{\mu,Füße}$	Fläche außerhalb des Mittelwerts der Geschwindigkeit der Füße
17	$A^{v}_{\sigma,Füße}$	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Füße
18	$P^{v}_{Füße}$	Periodizität der Geschwindigkeit der Füße
19	$skewness(a_{Hände})$	Schiefe der Beschleunigungsverteilung de Hände
20	$kurtosis(a_{Hände})$	Wölbung der Beschleunigungsverteilung der Hände
21	$cc^{a}_{LH,RH}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH
22	$A^{a}_{\mu,Hände}$	Fläche außerhalb des Mittelwerts der Beschleunigung der Hände
23	$A^{a}_{\sigma,Hände}$	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Beschleunigung der Hände
24	$P^{a}_{Hände}$	Periodizität der Beschleunigung der Hände
25	$skewness(v_{Hände})$	Schiefe der Geschwindigkeitsverteilung der Hände
26	$kurtosis(v_{Hände})$	Wölbung der Geschwindigkeitsverteilung der Hände
27	$cc^{v}_{LH,RH}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LH und RH
28	$A^{v}_{\mu,Hände}$	Fläche außerhalb des Mittelwerts der Geschwindigkeit der Hände
29	$A^{v}_{\sigma,Hände}$	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Hände
30	$P^{v}_{Hände}$	Periodizität der Geschwindigkeit der Hände
31	$cc^{a}_{LH,LF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und LF
32	$cc^{a}_{LH,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF
33	$cc^{a}_{RH,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von RH und RF
34	$cc^{a}_{RH,LF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von RH und LF
35	$cc^{v}_{LH,LF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LH und LF
36	$cc^{v}_{LH,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LH und RF
37	$cc^{v}_{RH,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von RH und RF
38	$cc^{v}_{RH,LF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von RH und LF
39	$body_{sex}$	Geschlecht des Kindes
40	$body_{age}$	Alter des Kindes in Tagen

41	$body_{weight}$	Körpergewicht in Gramm
42	$body_{length}$	Körperlänge in Zentimeter

In einem sich anschließenden Schritt muss überprüft werden, welche der extrahierten Merkmale geeignet sind, zwischen gesunden und pathologischen Bewegungsmustern zu unterscheiden, also die medizinisch relevante Information enthalten, Kapitel 5.2. Hierfür wird eine Trainingsdatenbank D_T mit verifizierter Diagnose verwendet, Tabelle 5.

Tabelle 5:

Anzahl Messungen in der Trainingsdatenbank D_T .

Gesicherte Diagnose nach klin. Untersuchung	Anzahl Messungen
gesund	126
pathologisch	54

Die Details zur Durchführung der Messungen zum Aufbau der Trainingsdatenbank sind Kapitel 6.1 zu entnehmen. Die Messungen der Trainingsdatenbank sind nicht in der zur Validierung verwendeten Evaluierungsdatenbank enthalten, Kapitel 6.

5.2 Merkmalsreduktion

Die Menge der extrahierten Parameter ist deutlich zu groß, um sie in ihrer Gesamtheit in der klinischen Routine effizient einsetzen zu können. Da die Aufnahme und Berechnung der Parameter praxistauglich und einfach gestaltet werden soll, besteht die Notwendigkeit, durch eine Parameterauswahl eine „möglichst geeignete“ Untermenge k mit $k < n$ Parametern für die Prognosefindung zu extrahieren (klinisch relevanter Merkmalsatz). Dadurch wird der Gesamtaufwand der klinisch relevanten Parameterberechnung und der späteren Diagnoseunterstützung erheblich reduziert und vereinfacht. Die Parameter der Untermenge sollen alle für eine erfolgreiche Prognosefindung notwendigen Merkmale enthalten, d.h. durch die Parameterauswahl findet eine Konzentration auf die für die Diagnose wichtigen Informationen statt. Ungeeignete Merkmale erhöhen in der Regel den Rechenaufwand und verschlechtern sogar die Erfolgsrate einer Klassifikation, falls nicht genügend Trainingsdaten zur Verfügung stehen. Dieser Effekt, auch als „Fluch der Dimensionalität“ bezeichnet, liegt in der Tatsache begründet, dass bei steigender Merkmalsanzahl immer mehr Beispielobjekte benötigt werden,

die den Merkmalsraum ausfüllen [Hengen 2004, Kraiss 2004]. Die benötigte Größe der Trainingsmenge steigt mit der Dimension des Merkmalraumes [Bellman 1961]. Sind nicht genügend Trainingsdaten vorhanden, enthalten Teile des Merkmalraumes keine Beispieldaten, die Klassifikation wird unschärfer und die Erkennungsraten gehen zurück [Kraiss 2004]. Wird die statistische Abhängigkeit zwischen einzelnen Merkmalen vernachlässigt, kann die Suche nach einer guten Parameterkombination in vielen Fällen vereinfacht werden. Die optimale Untermenge von k Merkmalen setzt sich dann aus den k besten Merkmalen zusammen [Niemann 2003]. Da aber davon auszugehen ist, dass bei den hier ausgewählten Parametern eine statistische Abhängigkeit zwischen diesen vorliegt, ist diese Vernachlässigung für die hier behandelte Fragestellung nicht zulässig und die Suche nach einer geeigneten Untermenge wird deutlich komplizierter. Die Parameter einer Untermenge dürfen aus diesem Grund nicht einzeln, sondern müssen in ihrer Kombination bewertet werden. Um dabei den zeitlichen Aufwand der Suche in Grenzen zu halten, muss ein optimierter Suchalgorithmus eingesetzt werden. Des Weiteren wird für die Suche ein Gütemaß als objektives Bewertungskriterium für die verschiedenen Parameterkombinationen benötigt. Dieses Gütemaß benutzt der Suchalgorithmus, um eine gezielte Suche durchzuführen und möglichst schnell eine optimale Parameterkombination zu finden. Für dieses Zusammenspiel zwischen Optimierungsalgorithmus und Gütemaß stehen verschiedene Ansätze zur Verfügung [Kohavi 1997]. Der gebräuchlichste Ansatz ist der so genannte „Filter Approach“. Die Parameterreduktion findet mit Hilfe einer Bewertungsfunktion als Gütemaß völlig unabhängig von einem Klassifikationssystem statt.

5.2.1 Auswahl eines geeigneten Optimierungsansatzes

Der Filter Approach bestimmt, wie in Bild 19 zu sehen ist, mit Hilfe einer Bewertungsfunktion eine „optimale“ Parametermenge, den klinisch relevanten Merkmalssatz. Die gefundene Parameterkombination dient im weiteren Verlauf als Grundlage für den Aufbau eines Klassifikationssystems. Durch diese Vorgehensweise wird die Suche nach einer geeigneten Parameterkombination erheblich vereinfacht und beschleunigt, da nicht jedes Mal ein Klassifikationssystem aufgebaut wird. Die Nichtberücksichtigung des Klassifikationssystems bei der Suche kann dazu führen, dass die als optimal eingestuften Merkmale nicht die geeigneten Merkmale für eine Klassifikation sind. Deshalb liegt die Schwierigkeit bei diesem Ansatz darin, ein Maß für die Güte von Merkmalskombinationen zu finden, welche in direktem Zusammenhang mit der Fehlerwahrscheinlichkeit des Klassifikationssystems liegt. Um eine gute Klassifikation durchzuführen, werden Merkmale benötigt, bei denen die Klassen „gesund =

norm“ und „betroffen = patho“ möglichst große Differenzen (Diskriminanz) zueinander aufweisen.

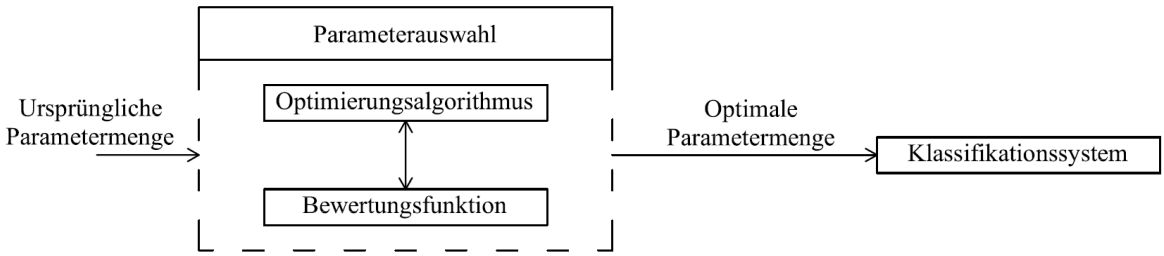


Bild 19:
Schema des entwickelten Filter Approach zur Parameterauswahl

Aus diesem Grund benutzt der „Filter Approach“ ein geeignetes Abstandsmaß, um den Diskriminationsabstand zwischen beiden Klassen zu bestimmen. Wie beschrieben, bilden die besten Einzelparameter nicht zwangsläufig die beste Kombination, weshalb bei dem Filter Approach versucht wird, eine Merkmalskombination zu finden, die mit möglichst wenigen Merkmalen einen größtmöglichen Abstand zwischen den beiden Klassen erreicht bzw. die geringste Überlappung der Mengen, um die Falsch-Positiv- und Falsch-Negativ-Fälle zu minimieren [Niemann 2003].
Bei einer Kombination aus *n* verschiedenen Parametern spannen die Merkmalsvektoren dieser Merkmale einen *n*-dimensionalen Merkmalsraum auf. Bezeichnet man $\vec{x}_j(i)$ als Merkmalsvektor des Merkmals *i* für einen Probanden der Klasse Ω_j, $j \in \{norm, patho\}$, dann veranschaulicht Bild 20 diesen Sachverhalt für den zweidimensionalen Fall. Die von den Merkmalsvektoren $\vec{x}_k$ bestimmten Wertepunkte bilden in dem zweidimensionalen Raum die so genannten Klassenwolken der beiden Klassen. Zur Berechnung des Abstandes zwischen diesen Klassenwolken, besonders bei einer Erweiterung in einen n-dimensionalen Parameterraum, wird üblicherweise der Euklidische Abstand als Abstandsmaß verwendet. Ohne den Einsatz eines Optimierungsalgorithmus müssen bei einer vollständigen Suche alle möglichen Merkmalskombinationen betrachtet werden. Wenn insgesamt *n* Parameter aufgenommen werden und eine Parameterkombination von $k \leq n$ Parametern gesucht wird, gibt es genau $\binom{n}{k}$ Möglichkeiten.

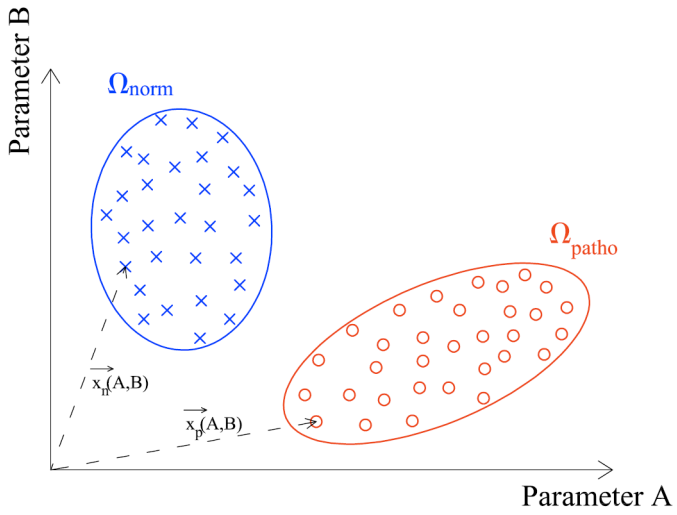


Bild 20:

Klassenwolken in einem zweidimensionalen Merkmalsraum von Parameter A und B, definiert durch Merkmalsvektoren $\vec{x}_j$ mit $j \in \{n, p\}, n = norm, p = patho$.

Wird zusätzlich die Anzahl *k* variabel gehalten, führt dies zu

$$\sum_{k=1}^{n} \binom{n}{k} = 2^n \tag{26}$$

zu untersuchenden Merkmalskombinationen. Bei beispielsweise $n = 35$ Merkmale existieren demnach insgesamt $2^{35} \approx 3{,}4 \cdot 10^{10}$ mögliche Merkmalskombinationen. Da dies mit einer vollständigen Suche selbst bei dem Filter Approach einen enormen Rechenaufwand bedeutet, muss ein Optimierungsalgorithmus bestimmt werden, mit dem die Parametersuche zweckmäßiger durchgeführt werden kann [Niemann 2003].

Für die Bestimmung eines Optimierungsalgorithmus sollten folgende Anforderungen, die durch die Problemstellung der Parameterauswahl bedingt sind, erfüllt werden:

- schnelle Suche in einem mehrdimensionalen Suchraum (eine Parameterkombination aus *k* Parametern spannt einen *k*-dimensionalen Suchraum auf) [Yang 1998]
- keine grundsätzlichen Einschränkungen bezüglich der zu optimierenden Funktion
- Berücksichtigung mehrerer Optimierungskriterien, z.B. Qualität und Größe der Parameterkombination
- keine Begrenzung der Anzahl der Merkmale

Im Rahmen dieser Arbeit wurde auf Grund der obigen Anforderungen und der besonderen Eignung für medizinische Fragestellungen der Genetische Algorithmus als Optimierungsalgorithmus ausgewählt und implementiert.

Ein großer Vorteil des Genetischen Algorithmus gegenüber anderen unvollständigen Suchalgorithmen ist die Tatsache, dass der Genetische Algorithmus parallel mit mehreren potentiellen Lösungen arbeitet und dadurch die Wahrscheinlichkeit, nur ein lokales Extremum zu finden, vermindert. Trotzdem ist er noch deutlich schneller als eine vollständige Suche [Sun 2002]. Der Genetische Algorithmus benutzt zur Entscheidung des nächsten Suchschrittes Wahrscheinlichkeitsregeln und keine deterministischen Regeln. Dies bedeutet keine reine Zufallssuche, sondern ganz im Gegenteil verwendet der Genetische Algorithmus gezielt Zufallselemente als Instrument, um im Suchraum neue Regionen mit höherem Informationswert zu erschließen [Heistermann 1994, Polheim 1998, Polheim 1999, Goldberg 1989]. Ein weiterer praktischer Vorteil ist das iterative Vorgehen des Algorithmus, Zwischenergebnisse werden gespeichert und gehen so nicht verloren. Viele Suchalgorithmen benötigen eine Vielzahl von Zusatzinformationen, um effektiv zu arbeiten, so brauchen z.B. Algorithmen, die auf Gradientensuche basieren, Ableitungen der zu optimierenden Funktion (Zielfunktion). Der Genetische Algorithmus hingegen benötigt als einzige Information die zu optimierende Zielfunktion und lässt sich dadurch deutlich einfacher und intuitiver implementieren. Hierdurch ermöglicht der Genetische Algorithmus eine nahezu freie Wahl der Zielfunktion und deren Optimierungskriterien. Dies bedeutet, dass neben den optimalen Parametern auch die optimale Anzahl von Parametern ermittelt werden kann, welches neben inhaltlicher Relevanz besonders zur Vermeidung des ‚Fluchs der Dimensionalität' von großer Bedeutung ist [Yang 1998]. Im Gegensatz zu anderen Optimierungsverfahren, wie z.B. der Hauptachsentransformation (‚principle component analysis'), behalten die Merkmale beim Einsatz des genetischen Algorithmus ihren inhaltlichen Bezug zur medizinischen Beobachtung. Dies ist wesentlich für eine spätere Anwendung der Methode im klinischen Umfeld und der Interpretation der Ergebnisse in einer Erklärungskomponente [Luca 1997, Cantú-Paz 2004, Yu 2006, Dong 2005, Bhanu 2005].

5.2.2 Eigene Entwicklung des Genetischen Algorithmus`

Entwickelt wurde der Genetische Algorithmus in den 70er Jahren, damals mit den Zielen, adaptive Prozesse von natürlichen Systemen zu erklären und künstliche Intelligenz basierend auf den Funktionsweisen dieser Systeme zu untersuchen [Rechenberg 1973, Holland 1975]. Mittlerweile ist der Genetische Algorithmus ein weit verbreiteter Optimierungsalgorithmus in vielseitigen Einsatzgebieten. Der Genetische Algorithmus ist ein auf den Mechanismen der natürlichen Evolution aufbauender Suchalgorithmus, der mit einer Menge von möglichen Lösungen arbeitet. Eine einzelne dieser möglichen Lösungen wird als Individuum bezeichnet,

wobei alle Individuen zusammen eine Population bilden. Jedes Individuum stellt einen Punkt im gesamten Suchraum dar und wird durch seine Qualität, der so genannten Fitness, bewertet. Gut angepasste Individuen werden mit hoher Wahrscheinlichkeit zur Fortpflanzung ausgewählt, wohingegen Individuen mit einer geringen Fitness eine verhältnismäßig geringere Fortpflanzungswahrscheinlichkeit besitzen. Hierbei wird die Fortpflanzung-Wahrscheinlichkeit für jedes Individuum pro Generationsschritt im Verhältnis zur Gesamtfitness der Population neu errechnet. Ausgewählte Individuen pflanzen sich fort und geben somit einen Teil ihres Informationsgehaltes an ihre Nachfolger in der nächsten Generation weiter. Das iterative, d.h. auch generische Vorgehen wird in Bild 21 deutlich. Bevor ein neuer Generationsschritt beginnt, werden diese Nachfolger mit einer sehr geringen Wahrscheinlichkeit mutiert, um neue Suchräume zu erschließen. Die Auswahl (Selektion), die Fortpflanzung (Crossover) sowie die Mutation (Mutation) werden als so genannte genetische Operatoren im Algorithmus ausgeführt (Bild 21) [Goldberg 1989, Rechenberg 1973, Heistermann 1994]. Der Algorithmus endet, wenn genügend Generationsschritte erfolgten, d.h. z.B. eine bestimmte Fitness erreicht wurde. Durch diese Operatoren, die sehr nahe an die natürliche Genetik angelehnt sind, verändert sich die Population, ganz wie in der natürlichen Evolution, mit jedem Generationsschritt [Goldberg 1989, Rechenberg 1973, Pohlheim 1998, Chipperfield 2004]. Sowohl in der Namensgebung der genetischen Operatoren wie auch in der Vorgehensweise des Algorithmus (Bild 21) wird die zugrundeliegende von Charles Darwin (1809–1882) entwickelte Theorie „survival of the fitest“ deutlich. Dies spiegelt sich auch in dem von Goldberg [Goldberg 1989] entwickelten „Fundamental Theorem of Genetic Algorithms“ oder auch kurz „Schema Theorem“ wieder, welches besagt, dass Schemata (feste Muster von Merkmalen) mit kurzer definierter Länge, geringer Ordnung und überdurchschnittlicher Fitness exponentiell steigend in nachfolgenden Generationen vertreten sind [Goldberg 1989, Rechenberg 1973, Heistermann 1994].

5.2.2.1 Merkmalskodierung

Der in dieser Arbeit entwickelte Genetische Algorithmus arbeitet mit der Kodierung eines Merkmalsets und nicht direkt mit den Merkmalen selbst. Die sinnvolle Kodierung eines Merkmalsets ist eine unabdingbare Vorraussetzung für den Erfolg des Genetischen Algorithmus. Diese Kodierung erzeugt aus einem Parameterset einen String fixer Länge (Schema). Dieser String besteht aus einzelnen Genen, wobei jedes Gen einen Wert einer diskreten Wertemenge annehmen kann. Der Genetische Algorithmus arbeitet mit einer binären Wertemenge, so dass alle Individuen durch Einsen und Nullen kodiert werden [Yang 1998].

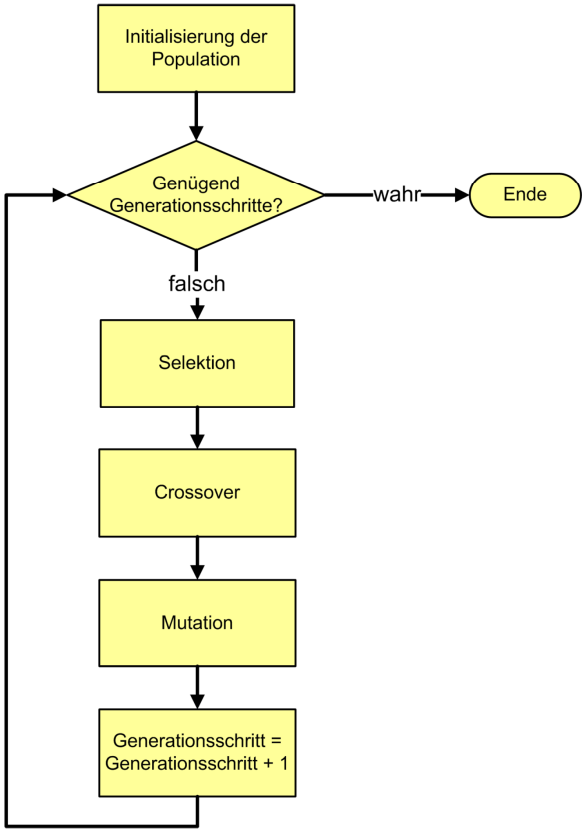


Bild 21:
Flussdiagramm des entwickelten Genetischen Algorithmus

Jeder der entwickelten Merkmale aus Kapitel 5.1 entspricht hierbei einem spezifischen Bit im String, wobei ein gesetztes Merkmal mit einer 1, ein nicht berücksichtigtes hingegen mit einer 0 kodiert wird. Folglich entspricht die Länge des Strings der Gesamtanzahl aller synthetisierten Parameter aus Kapitel 5.1 und die Anzahl der Einsen innerhalb eines Strings entspricht der Größe der jeweiligen Parameterkombination. Zum Beispiel stellt der Zahlenstring „0 1 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0“ eine binär kodierte Merkmalskombination aus einem Merkmalsraum von insgesamt 12 Parametern dar. Hierbei sind die Merkmale 2,5,6 und 10 ausgewählt. Der Zahlenstring stellt ein Individuum und die Nullen und Einsen seine Gene dar. Ein großer Vorteil dieser Repräsentation bei der Suche nach einem optimalen Merkmalsunterraum ist die Tatsache, dass die Größe der Untermenge variabel gehalten ist und auch innerhalb einer Population variieren kann. Hierdurch sucht der in dieser Arbeit entwickelte Algorithmus nicht nur die optimale Parameterkombination, sondern auch gleichzeitig die optimale Größe der Untermenge [Hromkovic 2001].

5.2.2.2 Gütemaß und Zielfunktion

Betrachtet man die Qualität eines Individuums für sich allein, spricht man von dem Zielfunktionswert, der nur von den Genen des Individuums abhängt. Im Gegensatz dazu wird die Fitness eines Individuums im Vergleich zu der Gesamtpopulation betrachtet. In der Praxis werden zuerst alle Zielfunktionswerte der Individuen berechnet und anschließend in Relation zueinander gesetzt, um die Fitness zu bestimmen und eine Selektion durchzuführen. Die Fitness eines Individuums bestimmt die Wahrscheinlichkeit, bei der Selektion ausgewählt zu werden. Um den Zielfunktionswert eines Individuums zu berechnen, muss zuerst eine Festlegung auf ein Gütemaß erfolgen. Mit Hilfe dieses Gütemaßes kann die Qualität der Parameterkombination, die ein Individuum repräsentiert, bestimmt werden. Ein üblich verwendetes Gütemaß ist der Euklidische Abstand:

$$D_E = \sqrt{\sum_{i=1}^{d} (\mu_{norm}(i) - \mu_{patho}(i))^2} \qquad (27)$$

mit

$\mu_k(i)$: Mittelwert des i-ten Merkmals über alle Merkmalsvektoren $\vec{x}_k(i)$ der Klasse Ω_k, mit $k \in \{norm, patho\}$

d: Anzahl Merkmale, entspricht Anzahl Gene des Individuums

Der Euklidische Abstand D_E berechnet, wie in Bild 22 dargestellt, die geometrische Distanz zwischen den Mittelpunkten der beiden Klassenwolken. Mit dem Euklidischen Abstand wird eine Aussage über den Interklassenabstand getroffen. In vorliegender Fragestellung besitzt er eine höhere Trennschärfe als andere Abstandsnormen, wie z.B. Mahalanobis-Distanz. Die Qualität eines Individuums, d.h. das Gütemaß, ist hoch, wenn der Interklassenabstand, d.h. hier der Abstand der Klassen „norm“ und „patho“ groß ist. Die für eine Bewertung einer Parameterkombination üblichen Gütemaße, wie der hier gewählte Euklidische Abstand, sind monoton steigend, d.h. mit steigender Parameteranzahl steigt das Gütemaß. Vor dem Hintergrund, dass das Ziel eine Parameterreduktion ist, muss eine steigende Anzahl von Parametern negativ bewertet werden. Daher wird in diesem Fall neben dem Gütemaß ein Strafmaß in Abhängigkeit der Parameteranzahl verwendet. Durch eine einstellbare Gewichtung δ dieses Strafmaßes kann Einfluss auf die Parameteranzahl in der Lösungsmenge genommen werden.

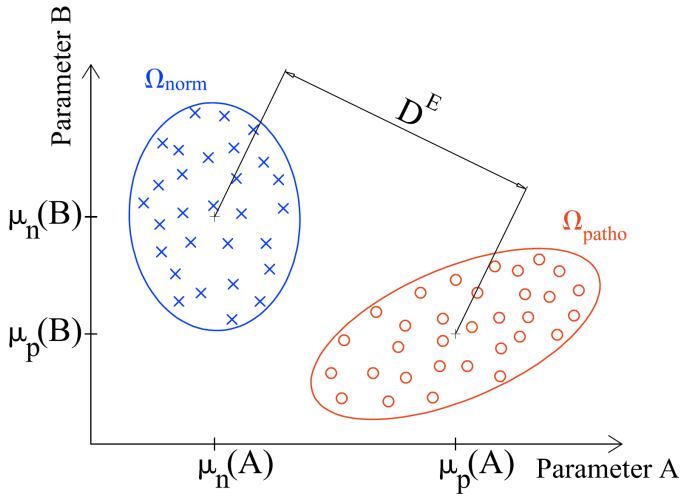


Bild 22:

Der Euklidische Abstand D_E für zwei Klassenwolken in einem zweidimensionalen Merkmalsraum, definiert durch Mittelwerte $\mu_j(i)$ des i-ten Merkmals, $i \in \{A, B\}$, über alle Merkmalsvektoren $\vec{x}_j(i)$, entspricht den Individuen der Klasse Ω_j, $j \in \{n, p\}, n = norm, p = patho$.

Der Zielwertfunktionswert *Z* für das Individuum *I* berechnet sich dann durch folgende Formel

$$Z_I = G_I + S_I ,$$

$$S_I = \left(1 - \frac{n_I}{n_{\max}}\right) \cdot G_{\max} \cdot \delta$$

mit

$G_I = D_E$: Gütemaß, entspricht Euklidischem Abstand für das Individuum *I*

S_I: Strafmaß

n_I: Anzahl Parameter von I

$n_{\max}$: maximale Anzahl Parameter

$G_{\max} = \max(D_E)$ maximales Gütemaß aller Individuen

δ: Gewichtung (28)

Besitzen zwei Individuen ein Gütemaß in der gleichen Größenordnung, erhält das Individuum mit der kleineren Anzahl von Parametern einen größeren Zielfunktionswert [Sun 2002].

5.2.2.3 Selektion

Selektion ist der Prozess, der bestimmt, wie oft ein bestimmtes Individuum zur Fortpflanzung ausgewählt wird. Pro Individuum wird ein Nachfolger generiert, so dass Informationen von

Individuen, die häufig ausgewählt werden, verstärkt in der neuen Population vorkommen. Der Zweck der Selektion ist die Sicherung und Verbesserung der bisher gewonnenen Informationen [Heistermann 1994]. Alle diese Selektions-Mechanismen bewirken eine Präferenz „besserer“ Individuen, so dass eine monoton steigende Verbesserung der Individuen und der Gesamtpopulation erwartet werden kann. Ein üblicher und der hier gewählte Selektions-Mechanismus ist die Selektion mit reihenfolgebasierter Fitnesszuweisung (Ranking).

Wie der Name schon sagt, werden die Individuen gemäß ihrem Zielfunktionswert sortiert und bekommen abhängig von ihrer Position einen Fitnesswert zugewiesen [Pohlheim 1999]. Das Individuum mit dem schlechtesten Zielfunktionswert, Gleichung (28), bekommt als Fitnesswert 1 zugewiesen, das nächst bessere 2 und so weiter, bis hin zu dem besten Individuum, das als Fitnesswert N, entspricht der Gesamtanzahl von Individuen, erhält. Mit Gleichung (29) kann dann die Reproduktionswahrscheinlichkeit $P(I)$ eines Individuums I berechnet werden.

$$P(Ind_i) = \frac{i}{\sum_{k=1}^{N} k} = \frac{2i}{N(N+1)} \tag{29}$$

mit
- i: Position des Individuum I im Ranking
- N: Anzahl Individuen

Ein Individuum wird mit einer Wahrscheinlichkeit, die der Reproduktionswahrscheinlichkeit entspricht, ausgewählt. Dies führt bei einer Beispielpopulation mit exemplarisch angenommenen Zielfunktionswerten zu den Fitness- und Reproduktionswahrscheinlichkeitswerten in Tabelle 6.

Tabelle 6:

Beispiel für die Berechnung der Reproduktionswahrscheinlichkeit beim Ranking

Individuum	Zielfunktionswert	Fitness	Reproduktionswahrscheinlichkeit
0111	2	1	1/15 = 7%
1010	5	2	2/15 = 13%
0001	13	3	3/15 = 20%
1101	25	4	4/15 = 27%
1001	28	5	5/15 = 33%
		Summe	**100%**

Die Selektion findet immer durch einen stochastischen Operator statt. Hier wird ein „Roulette-Rad“ verwendet, bei dem jedem Individuum, wie in Bild 23 dargestellt, proportional zu seiner Reproduktionswahrscheinlichkeit ein Abschnitt auf dem Rad zugeordnet wird. Nach

dem Drehen des Rades wird das Individuum ausgewählt, dessen Abschnitt bei dem Zeiger stehen bleibt. Bei insgesamt N_{select} auszuwählenden Individuen wird das Rad N_{select}-mal gedreht werden [Hromkovic 2001, Pohlheim 1998, Pohlheim 1999, Whitley 2001].

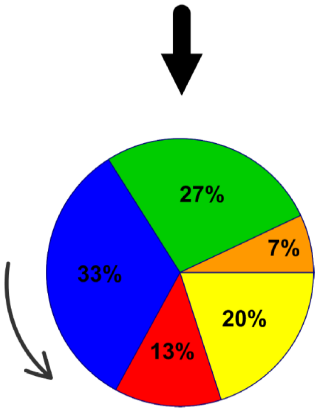


Bild 23:
Roulette-Rad basierend auf dem Ranking für die Beispielpopulation

Aus diesen Vorüberlegungen ergeben sich für die vorliegende Problemstellung drei aussagekräftige Faktoren bei der Suche nach einer medizinisch relevanten Parameterkombination: Die Anzahl der Parameter, die Größe des Abstandes zwischen den Klassenwolken und die Fitness der Individuen, die sich aus diesen beiden Faktoren berechnet.
Bild 24 zeigt diese drei Faktoren während eines Durchlaufs des entwickelten Algorithmus mit den in dieser Arbeit erhobenen Messungen der Trainingsdatenbank.

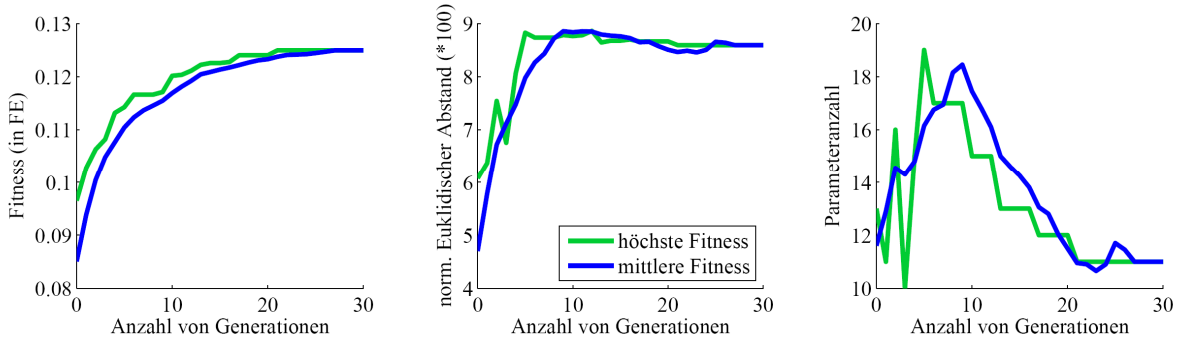


Bild 24:
Durchlauf des Filter Approach mit $\delta = 0.6$, den Werten des „besten“ Individuums (grün) und die gemittelten Werte der gesamten Population (blau) mit den in dieser Arbeit erhobenen Messungen der Trainingsdatenbank

Es sind jeweils die Werte für das „beste“ Individuum (grün) und die gemittelten Werte der

gesamten Population (blau) dargestellt. Der Kurvenverlauf in Bild 24 wurde mit einem Strafmaß $\delta = 0.6$ erzielt. In den ersten zehn Generationsschritten wird ein starker Anstieg des Euklidischen Abstandes durch Hinzunahme von Parametern erreicht. Anschließend findet ein schwacher Abfall des Abstandes statt. Da aber gleichzeitig die Parameteranzahl gesenkt wird, führt dies zu einem weiteren Anstieg der Fitness. Ab Generationsschritt 28 findet keine Veränderung der Lösungsmenge mehr statt, da die gesamte Population aus dem besten Individuum besteht. Die Auswirkung des Strafmaßes wird deutlich, wenn $\delta = 0$ gesetzt wird, die restlichen Einstellungen aber beibehalten werden. Bild 25 zeigt die resultierenden Kurven. Da die Fitness durch $\delta = 0$ direkt dem erzielten Abstand entspricht und der Euklidische Abstand ein mit der Parameteranzahl monoton steigendes Abstandsmaß ist, steigt die Parameteranzahl bis zur maximalen Anzahl von Parametern an. Durch Variation des Strafmaßes kann demnach direkt Einfluss auf die Größe der Parameterkombination genommen werden.

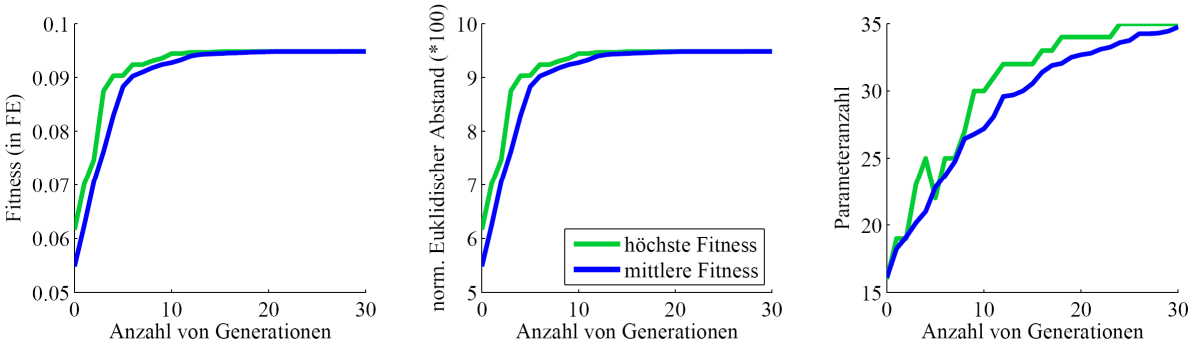


Bild 25:
Durchlauf des Filter Approach mit $\delta = 0$, den Werten des „besten“ Individuums (grün) und die gemittelten Werte der gesamten Population (blau) mit den in dieser Arbeit erhobenen Messungen der Trainingsdatenbank

Bild 26 zeigt die Abhängigkeit zwischen dem Strafmaß, der daraus resultierenden Parameteranzahl und dem Euklidischen Abstand der hier vorliegenden Klassenwolken. Ein steigendes Strafmaß führt zu einer Parameterreduktion, die eine Verringerung des Euklidischen Abstandes zur Folge hat. Bemerkenswert ist die Tatsache, dass der Euklidische Abstand relativ konstant abnimmt, obwohl die Parameteranzahl zu Beginn fast halbiert und am Ende immer nur um einen Parameter reduziert wird. Dies bedeutet, dass die erste Reduktion von Merkmalen bei vorliegender Fragestellung den Wegfall von solchen Merkmalen bewirkt, die einen sehr geringen Beitrag zu dem Euklidischen Abstand besitzen. Wohingegen die Parameter, die durch die letzten Erhöhungen des Strafmaßes wegfallen, eine relativ hohe Verminderung des

Euklidischen Abstandes erzeugen und dadurch eine Verschlechterung der Klassifikation bewirken würden. Anhand dieser systematischen Untersuchung konnte für die vorliegende Anwendung ein geeignetes Strafmaß von $\delta = 0.6$ ermittelt werden.

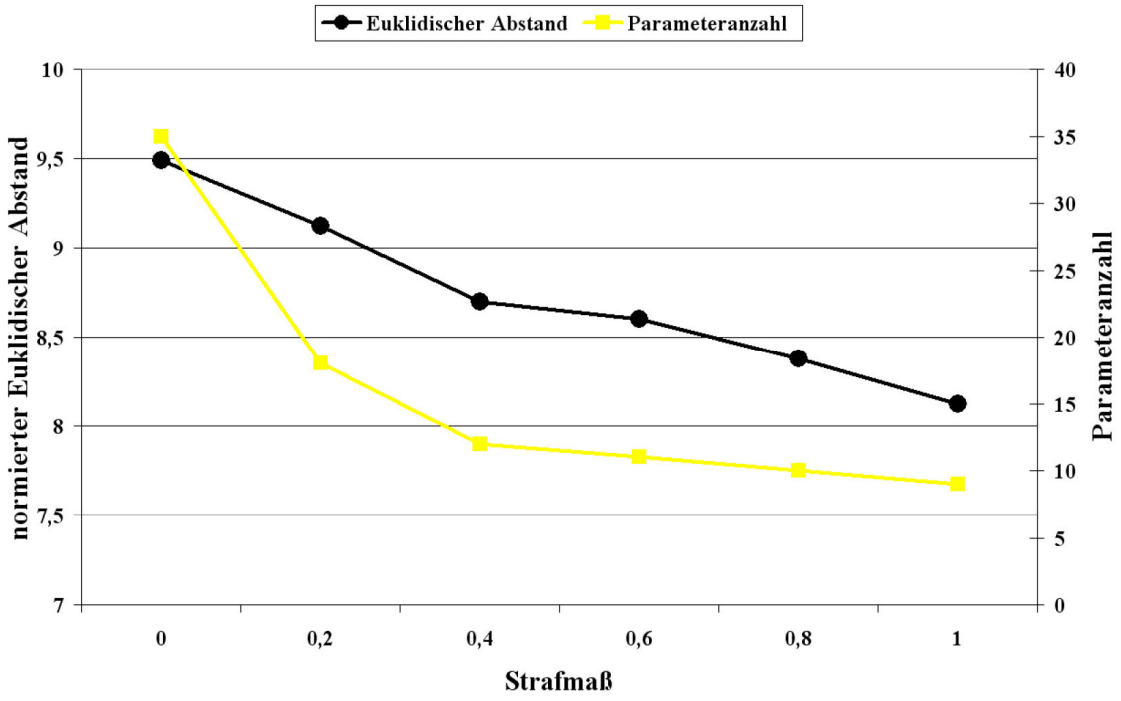


Bild 26:

Abhängigkeit des Euklidischen Abstandes und der Parameteranzahl von dem Strafmaß basierend auf den in dieser Arbeit erhobenen Messungen der Trainingsdatenbank

5.2.2.4 Crossover

Der Crossover-Operator ist verantwortlich für die Produktion neuer Individuen [Goldberg 1989, Rechenberg 1973, Heistermann 1994]. Bild 27 zeigt den Vorgang des üblichen Ein-Punkt-Crossover.

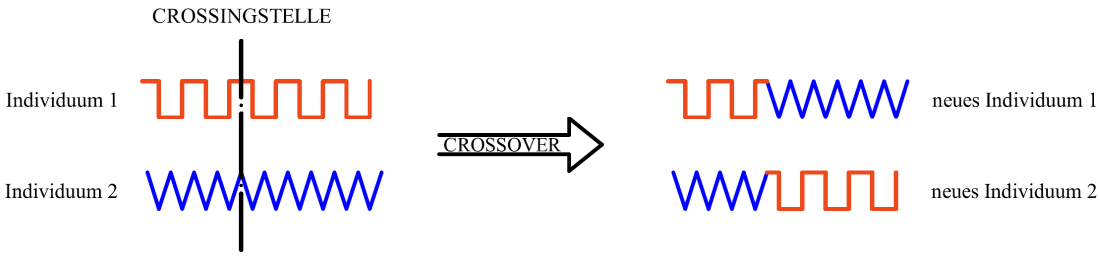


Bild 27:

Ein-Punkt-Crossover

Er wird immer gleichzeitig auf zwei von der Selektion ausgewählte Individuen angewandt und entspricht damit der in der natürlichen Evolution vorkommenden Fortpflanzung. Die beiden ausgewählten Individuen geben jeweils einen Teil ihrer Information (Erbgut) an ihre Nachfolger ab. Die allgemeine Auswirkung des Crossovers kann durch die Wahrscheinlichkeit, mit der er angewandt wird, der so genannten „Crossing-Rate“, eingestellt werden. In Bild 28 sieht man in beiden Graphen die Fitness des „besten“ Individuums und die mittlere Fitness der Population über 15 Generationsschritte aufgetragen. Da die Fitness keine feste Einheit besitzt, wird sie der Übersichtlichkeit halber in allen Graphen in Fitnesseinheit (FE) angegeben. Beide Graphen wurden ohne Mutation und mit der Ranking-Selektion aus den Messungen der Trainingsdatenbank erzeugt. Auf der linken Seite beträgt die Crossing-Rate 90%, auf der rechten Seite 20%. Es ist deutlich zu erkennen, dass für die vorliegende Fragestellung eine geringe Crossing-Rate sehr schnell zu einer Konvergenz zu dem besten Individuum hin führt, wohingegen eine hohe Rate zu einer erheblichen Verbesserung der Fitnesswerte führt. Aus diesem Grund wurde die Crossing-Rate für diese Anwendung auf 100% gesetzt.

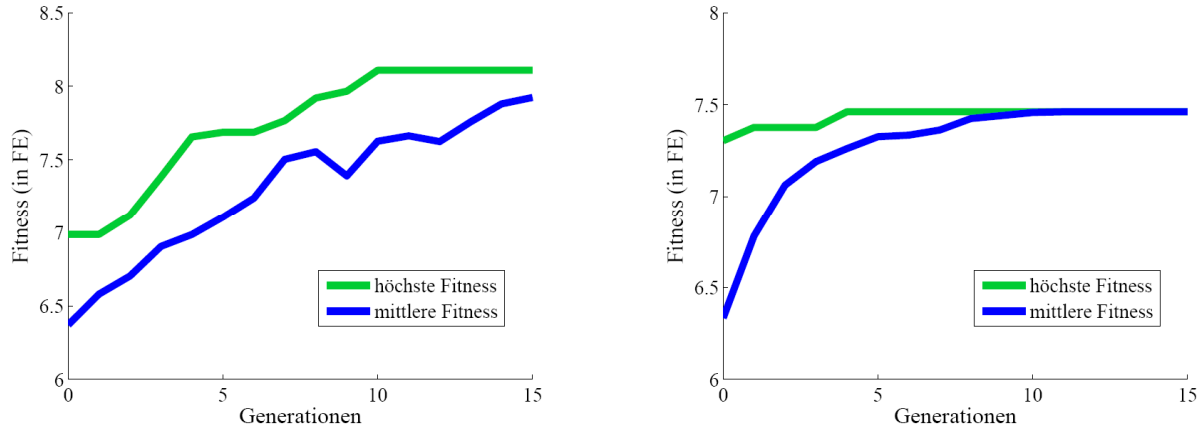


Bild 28:

Auswirkung des Crossover, links: Crossing-Rate = 90%, rechts: Crossing-Rate = 20%, mit den in dieser Arbeit erhobenen Messungen der Trainingsdatenbank

5.2.2.5 Mutation

Die Mutation wird im Allgemeinen mit einer sehr geringen Wahrscheinlichkeit (Mutationswahrscheinlichkeit) auf die durch das Crossover neu erzeugten Individuen angewendet [Goldberg 1989, Rechenberg 1973, Heistermann 1994]. Wie in Bild 29 zu sehen, sind die mutierten Individuen an einer zufällig ausgewählten Stelle gegenüber ihrem Original leicht verändert. Hierdurch soll die Erschließung neuer Suchregionen und die Variation der mögli-

chen Lösungen gewährleistet werden. Ein weiterer erwünschter Effekt ist die Tatsache, dass eventuell verloren gegangene Informationen wieder erschlossen werden.

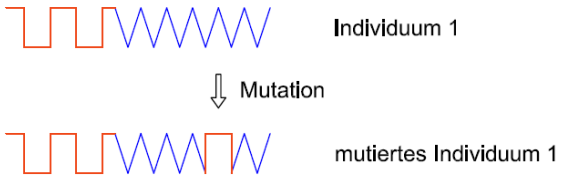


Bild 29:
Mutation

Im Falle einer binären Kodierung der Individuen bedeutet die Mutation eines Gens das Invertieren desselben, da jedes Gen nur zwei Zustände haben kann. Um die Auswirkung der Mutation zu bestimmen, wird ähnlich wie bei dem Crossover eine Mutations-Rate benutzt. Diese Rate bestimmt die Wahrscheinlichkeit, mit der jedes Gen eines Individuums verändert wird.

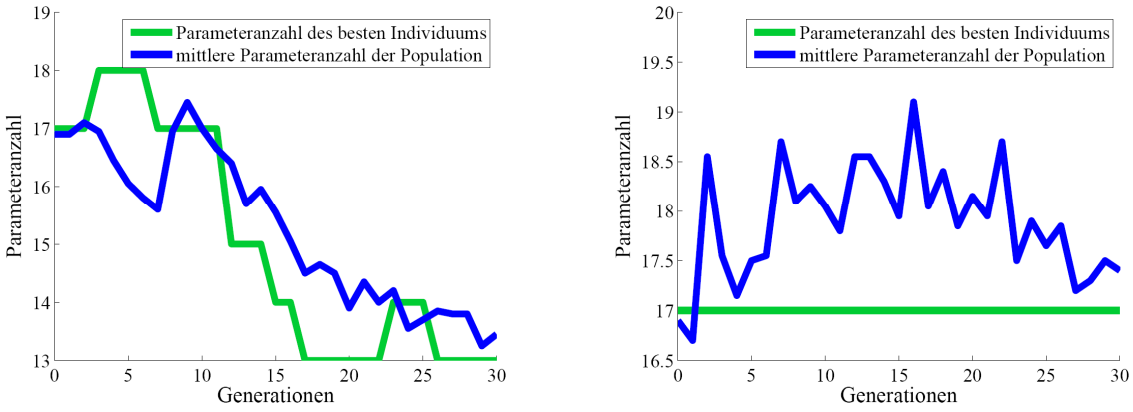


Bild 30:
Auswirkung der Mutation; links: Mutations-Rate = 5%, rechts: Mutations-Rate = 50%, mit den in dieser Arbeit erhobenen Messungen der Trainingsdatenbank

Um eine gerichtete Suche zu ermöglichen, darf die Mutation nicht zu häufig angewandt werden und beträgt deshalb meist nur relativ geringe Raten (meist 5%) [Pohlheim 1999]. In Bild 30 ist die Auswirkung der Mutation auf die Parameteranzahl der Individuen in der vorliegenden Datenbank dargestellt. Beide Graphen wurden mit einer Crossing-Rate von 0% erzeugt, so dass die Mutation als einziger Operator für die Veränderungen der Parameteranzahl verantwortlich ist. In dem linken Graphen erkennt man, dass eine geringe Mutations-Rate von 5% zu einer Parameterreduktion beiträgt. Der Verlauf im rechten Graphen verdeutlicht die Auswirkung auf den Optimierungsprozess, wenn die Wahrscheinlichkeit, dass ein Gen-Bit

invertiert wird, bei 50% liegt. Durch die sehr hohe Mutations-Rate wird der Prozess der Parameterreduktion deutlich verlangsamt. Daher wurde eine Mutationsrate von 5% für die vorliegende Fragestellung gewählt.

5.2.2.6 Wiedereinfügung

Bei der Wiedereinfügung (Reinsertion) der neuen Individuen in die Population gilt es drei Entscheidungen zu treffen: Wie viele und welche Nachkommen in die Population eingefügt werden und welche alten Individuen durch die einzufügenden Nachkommen ersetzt werden.
Unter Berücksichtigung dieser drei Punkte gibt es verschiedene Methoden, um die Wiedereinfügung durchzuführen. Alle Methoden haben gemeinsam, dass sie zuerst die Fitnesswerte aller Individuen berechnen und bei einer möglichen Auswahl die Individuen mit höherer Fitness bevorzugen. Die hier für das Wiedereinfügen verwendete Methode ist die $(\mu+\lambda)$-Strategie, wobei μ der Populationsgröße und λ der Anzahl der erzeugten Nachfolger entspricht. Die $(\mu+\lambda)$-Strategie nimmt alle μ alten Individuen und λ Nachfolger gleichberechtigt in einem Individuen-Pool zusammen. Aus diesem Pool bilden die μ Individuen mit höchster Fitness die neue Population. Diese Strategie arbeitet mit einer komplett variablen Wiedereinfügrate, die sich jedem Generationsschritt neu anpasst und eine Verschlechterung der Population ausschließt [Niemann 2003, Whitley 2001], Bild 31.

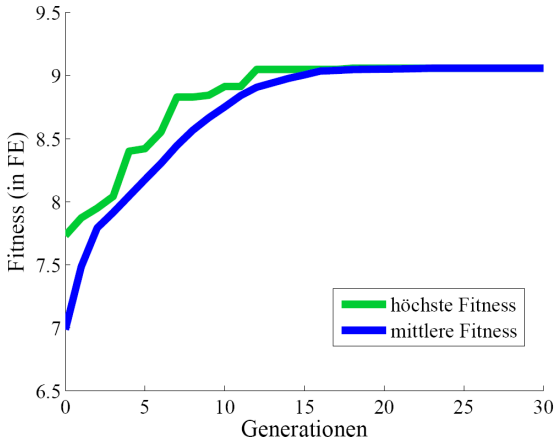


Bild 31:

Verlauf der Fitness der Population bei Anwendung der $(\mu+\lambda)$-Strategie, $\mu=20$, $\lambda=40$, auf die in dieser Arbeit erhobenen Messungen der Trainingsdatenbank

5.2.2.7 Abbruchkriterien

Der Genetische Algorithmus benötigt ein Abbruchkriterium, um seine laufende Berechnung zu unterbrechen. Für dieses Kriterium gibt es üblicherweise zwei Möglichkeiten: Abbruch beim Erreichen einer bestimmten maximalen Anzahl von Generationsschritten oder Abbruch bei Konvergenz, d.h. dass sich der Zielfunktionswert des besten Individuums über mehrere Generationen nicht mehr verbessert.

Der Vorteil des ersten Kriteriums ist die gute Überschaubarkeit und der garantierte Abbruch des Algorithmus. Des Weiteren kann durch die Vorgabe dieses Kriteriums sehr leicht der Aufwand der Optimierung eingestellt werden [Pohlheim 1998]. Nachteilig ist die Tatsache, dass der Algorithmus evt. unnötig lange läuft, falls er das Optimum schon früh gefunden hat oder dass er im anderen Extrem schon vor Abschluss der Suche abgebrochen wird. Um das unnötig lange Laufen des Algorithmus zu umgehen, wurde in dieser Arbeit eine Kombination der beiden Abbruchkriterien gewählt, so dass eine maximale Anzahl von Generationen vorgegeben wird und parallel dazu kontinuierlich die Konvergenz des Algorithmus überprüft wird. Dadurch kann sowohl der maximale Aufwand eingestellt werden als auch das Abbrechen bei Konvergenz garantiert werden. Erreicht der Algorithmus die maximale Anzahl von Generationen, bevor er zufrieden stellende Ergebnisse produziert hat, wird die Suche mit einer höheren maximalen Anzahl von Generationen fortgeführt. Tabelle 7 zeigt die anhand der Trainingsdatenbank ermittelte Parameterauswahl (Kapitel 5.1.1). Dieser Parametersatz enthält die für die zugrundeliegende Fragestellung medizinisch relevanten Merkmale.

Tabelle 7:

Medizinisch relevanter Merkmalsatz

Nr.	Nr. nach Tabelle 4	Symbol	Bezeichnung
1	2	$a_{\max}$	Maximale Beschleunigung über alle Endeffektoren
2	4	$v_{\max}$	Maximale Geschwindigkeit über alle Endeffektoren
3	5	cc^{a}_{mean}	Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren
4	7	$skewness\ (a_{Füße})$	Schiefe der Beschleunigungsverteilung der Füße
5	9	$cc^{a}_{LF,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LF und RF
6	13	$A^{v}_{\mu,Füße}$	Fläche außerhalb des Mittelwerts der Geschwindigkeit der Füße
7	16	$A^{v}_{\sigma,Füße}$	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Füße
8	21	$cc^{a}_{LH,RH}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH

9	27	$cc^{v}_{LH,RH}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LH und RH
10	29	$A^{v}_{\sigma,Hände}$	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Hände
11	31	$cc^{a}_{LH,LF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und LF
12	32	$cc^{a}_{LH,RF}$	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF
13	40	$body_{age}$	Alter des Kindes in Tagen

5.3 Klassifikation

Analog zum klassischen Mustererkennungsprozess [Duda 1999, Bishop 2006] müssen im nächsten Schritt die medizinisch relevanten Merkmale einem Schlussfolgerungsprozess zugeführt werden (Klassifikation), der es dann ermöglicht, unbekannte Muster anhand der verwendeten Parameter einzuordnen. Hierfür wird ein Mustererkennungssystem (Klassifikator) entwickelt. Es existiert eine große Anzahl an Mustererkennungssystemen, welche bei verschiedenen typischen Anwendungen eingesetzt werden und deren Eigenschaften detailliert untersucht sind. Das sogenannte ‚No-Free-Lunch' Theorem sagt aus, dass keines dieser Systeme grundsätzlich bessere Erkennungsraten bietet [Duda 1999]. Daher stellt sich auch bei der in dieser Arbeit untersuchten Problemstellung die Aufgabe, einen auf das spezielle Anwendungsgebiet zugeschnittenen Algorithmus auszuwählen.

5.3.1 Auswahl eines geeigneten Klassifikators

Für die Auswahl eines geeigneten Verfahrens gelten in erster Linie die folgenden drei Kriterien [Duda 1999]: Die Erkennungsrate für unbekannte Muster, die Nachvollziehbarkeit und Interpretierbarkeit der Ergebnisse und der Rechenaufwand. Die Erkennungsrate für unbekannte Muster entspricht der (unbekannten) Wahrscheinlichkeit, dass eine Entscheidung des Klassifikators richtig ist. Viele Systeme weisen eine hohe Erkennungsrate auf, deren Entscheidungsstrategie ist aber für einen Menschen schwer nachvollziehbar [Geurts 2002]. Für die vorliegende Anwendung sind sowohl eine hohe Erkennungsrate wie ein gute Erklärbarkeit der Entscheidungsstrategie wichtig. Der Rechenaufwand beim Aufbau des Klassifikators (Training) und bei der Klassifikation selbst steigt im Allgemeinen mit der Anzahl der Trainingsmuster und der Anzahl der verwendeten Parameter und sollte hier zumindest für den Fall der Klassifikation auf eine akzeptable Zeit begrenzt sein, damit die Gesamtdauer der Diagnoseprozedur für eine Anwendung in der Praxis tauglich ist. Künstliche Neuronale Netze (KNN)

haben sich in vielen realen Problembereichen als die beste Mustererkennungsmethode durchgesetzt und erreichen oft hervorragende Korrektklassifikationsraten. Die Klassifikationszeit ist nach Beenden der Trainingsphase im Allgemeinen vernachlässigbar kurz, so dass KNNs auch in zeitkritischen Anwendungen eingesetzt werden. Da die Interpretierbarkeit hier jedoch nicht gegeben ist, kann eine Entscheidung meist nicht begründet werden, und das Ergebnis kann in keiner Weise wie hier jedoch gewünscht wieder in den klinischen Hintergrund eingeordnet werden [Duda 1999, Warner 1997]. Auch andere Verfahren wie die Hauptachsentransformation (‚principle component analysis') oder das k-Nearest-Neighbor-Verfahren zeichnen sich ebenfalls durch sehr hohe Erkennungsraten aus und werden trotz hohem Aufwand für viele reale Mustererkennungsaufgaben eingesetzt [Duda 1999]. Wie bei Neuronalen Netzen wäre das Ergebnis bei der untersuchten Klassifikationsaufgabe aber nicht Schritt für Schritt nachvollziehbar und würde keine medizinische Interpretation erlauben. Ein weiterer Nachteil der Verfahren ist, dass der erhebliche Rechenaufwand nicht auf die Trainingsphase beschränkt ist, sondern auch bei der Klassifikation kritisch ist und zusätzlich mit der Größe der Datenbank steigt. Klassifikatoren in Form von Entscheidungsbäumen erzielen vergleichbar gute Ergebnisse wie die anderen beschriebenen Verfahren. Der Rechenaufwand ist auf eine einmalige Trainingsphase begrenzt und die anschließende Klassifikationszeit ist vernachlässigbar [Geurts 2002]. Der Hauptvorteil gegenüber allen anderen Verfahren ist jedoch die Möglichkeit der Wissensextraktion, da die Entscheidungen des Klassifikators immer nachvollziehbar sind und somit in Bezug auf die jeweilige Fragestellung interpretiert werden können [Warner 1997, Rienhoff 1988]. Alle drei Anforderungen der hohen Erkennungsraten [Celebi 2008, Phan 2008], der Interpretierbarkeit [Hölzel 1973] und der schnellen Klassifikation [Duda 1999] werden nur von Entscheidungsbäumen erfüllt, daher wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Entscheidungsbaumalgorithmus entwickelt und zur anschließenden Klassifikation verwendet. In der medizinischen Diagnoseunterstützung allgemein und hier der automatischen Bewertung von Bewegungsstörungen ist es besonders im Hinblick auf die Akzeptanz beim medizinischen Anwender sehr wünschenswert, die Entscheidungsstrategie des Klassifikators nachvollziehen und interpretieren zu können [Rienhoff 1988].

Wenn ein Entscheidungsbaum anhand einer Trainingsdatenbank trainiert wird, ist es möglich, aus der Struktur des Baumes Kenntnisse über die zur Klassifikation verwendete Strategie zu erhalten (Wissensextraktion). Es können die Entscheidungsregeln vollständig extrahiert werden (vollständige Induktion) [Rienhoff 1988, Hölzel 1973]. Das subtile Muster einer Bewegungsstörung kann so quantitativ anhand von mehreren Regeln beschrieben werden, und diese Regeln können mit a priori-Wissen über die Symptome der Krankheit verglichen werden.

5.3.2 Eigene Entwicklung des Entscheidungsbaum-Klassifikators

Ein Entscheidungsbaum ist ein baumförmiger, gerichteter Graph gemäß Bild 32, in dem jeder interne Knoten eine Entscheidung repräsentiert, wobei für jeden möglichen Ausgang dieser Entscheidung eine entsprechende Verzweigung (Kante) existiert. Die Endknoten („Blätter“) des Baums kennzeichnen die Klassenzugehörigkeit. Ein zu klassifizierendes Muster durchläuft zunächst die Entscheidung am obersten Knoten (Wurzel) und wird gemäß des Ergebnisses zu einem der nachfolgenden Knoten weitergeleitet und dort der entsprechenden Entscheidung unterzogen.

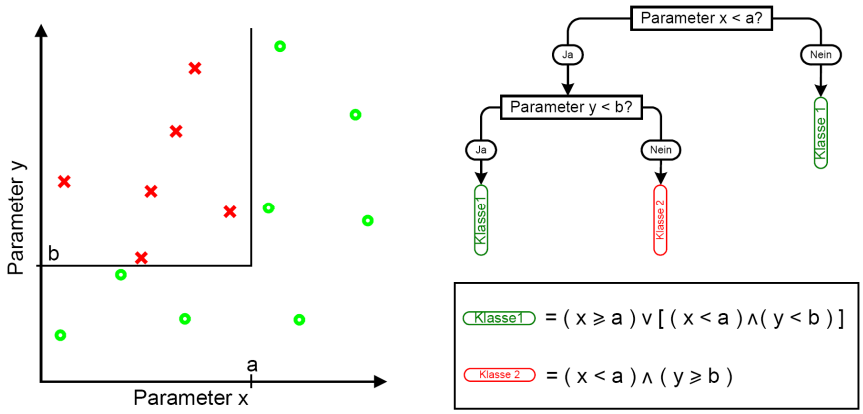


Bild 32:
Äquivalente Darstellungen eines Entscheidungsbaumes

Auf diese Weise folgt das unbekannte Muster einem Pfad im Entscheidungsbaum bis hin zu einem Endknoten, wo ihm schließlich eine Klasse zugewiesen wird. Wenn von jedem Knoten genau zwei Kanten ausgehen, wird der Baum als „binär“ bezeichnet, wenn mehrere Kanten für jeden Knoten existieren, spricht man von einem höheren Verzweigungsfaktor. Da sich jeder Entscheidungsbaum nach [Duda 1999] in einen äquivalenten binären Baum umwandeln lässt, werden im folgendem ausschließlich binäre Bäume betrachtet. Wenn die untersuchten Muster in Form einer endlichen Anzahl von numerischen Werten vorliegen, d.h. hier als bestimmte Anzahl von Parameterwerten, entsprechen die Entscheidungen an den Knoten im binären Baum in der Regel Ungleichungen der Form

$$f(p) < x \tag{30}$$

mit
p: Einer oder mehrer Parameter
x: Grenzwert

In den Ungleichungen sind auch logische oder arithmetische Verknüpfungen verschiedener Parameter zugelassen. Diese iterative Klassifikation in der Baumstruktur entspricht einer

Aufteilung des Parameterraums nach Entscheidungsgrenzen gemäß Bild 32. Eine Entscheidung der Form einer Ungleichung

$$p < a$$

mit p: Parameter
a: Entscheidungsgrenze (31)

bezeichnet man als monothetisch, da die Position der Entscheidungsgrenze an jedem Knoten nur durch einen einzelnen Parameter festgelegt wird [Bensusan 1999]. In der Regel ist es nicht möglich, die Parameterwolken mit einer solchen Entscheidungsgrenze vollständig zu trennen, wobei dies auch nicht erwünscht ist, da die Trennung über das Zusammenwirken mehrerer Knoten in einer Baumstruktur stattfinden sollte. Im so genannten polythetischen Entscheidungsbaum werden auch logische oder arithmetische Verknüpfungen verschiedener Parameter zu einer komplexeren Klassifikation in jedem Knoten zugelassen. Wenn beispielsweise auch die Summe von zwei Parametern in einem Test betrachtet wird, ergibt sich mit der resultierenden Ungleichung

$$x + y < a$$

mit x, y: Parameter
a: Entscheidungsgrenze (32)

eine Entscheidungsgrenze, die im 45°-Winkel zu den Parameterachsen verläuft [Bensusan 1999]. Bei bestimmten Problemen (siehe Bild 33) führt dies zu einer effizienteren Klassifikation mit „einfachen“ Baumstrukturen, welche häufig hohe Korrektklassifikationsraten erzielen. Eine zu komplexe Entscheidungsgrenze hat jedoch oftmals eine Überanpassung an die Trainingsdaten zur Folge und kann im Extremfall dazu führen, dass der Baum zu einem einzelnen Knoten entartet [Duda 1999]. Während die Klassifikation eines Musters mit einem existierenden Baum wenig Rechenaufwand erfordert, ist die Erstellung eines nach bestimmten Kriterien optimalen Entscheidungsbaumes anhand einer Trainingsdatenbank mit hohem Rechenaufwand verbunden. Für jeden Knoten muss entschieden werden, nach welchem Parameter und mit welcher Entscheidungsgrenze klassifiziert wird. Hierfür wird in der Regel eine vollständige Suche verwendet, um diejenige Entscheidung zu finden, die die Trainingsdaten nach gewählten Kriterien am effektivsten in zwei Nachfolgeknoten unterteilt (Induktion). Wenn in einen Knoten nur solche Messungen aus der Trainingsdatenbank gelangen, die der gleichen Klasse angehören, wird dieser Knoten als „rein“ bezeichnet und eine weitere Aufteilung ist nicht nötig. Der Knoten wird zum Endknoten deklariert und mit der entsprechenden Klasse gekennzeichnet. Wenn jedoch bekannte Messungen, die verschiedenen Klassen angehören, in einen Knoten gelangen, so existiert eine verbleibende „Unreinheit“. Eine Entschei-

dung zur weiteren Aufteilung wird so ausgewählt, dass die Unreinheit minimiert wird. Ein üblicherweise verwendetes Maß zur ihrer quantitativen Berechnung ist die Entropie.

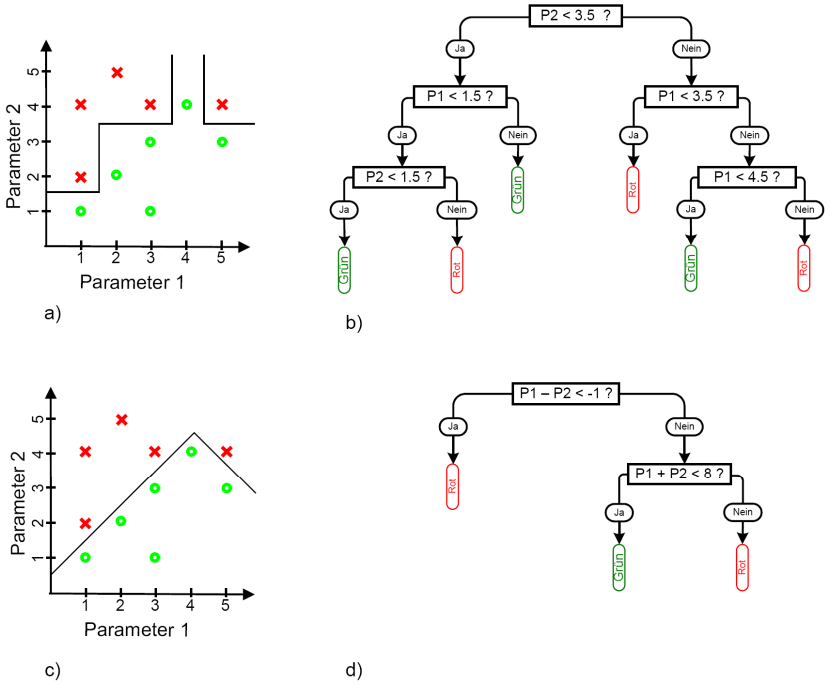


Bild 33:

Monothetischer (oben: a.) Parameterraum und b.) äquivalente Baumdarstellung) und polythetischer Entscheidungsbaum (unten: c.) Parameterraum und d.) äquivalente Baumdarstellung)

Annahme: Sei *i(N)* die Unreinheit am Knoten *N*. Wenn die Entropie als Maß für diese Unreinheit verwendet wird, ergibt sich mit der aus der Informationstheorie bekannten Definition der Entropie die Unreinheit zu

$$i(N) = -\sum_j P(j)\log_2 P(j)$$

mit

N: Knoten

$P(j)$: Auftrittswahrscheinlichkeit, d.h. Anzahl, der Muster am Knoten N der Klasse j

j: Klasse

(33)

Bei dem in dieser Arbeit untersuchten Klassifikationsproblem ergibt sich mit den beiden Klassen *{norm, patho}* für gesunde und betroffene Kinder:

$$i(N) = -P(norm)\log_2 P(norm) - P(patho)\log_2 P(patho)$$

mit

N: Knoten

$P(j)$: Anteil der Muster am Knoten N der Klasse j, $j \in \{norm, patho\}$

(34)

Diese Funktion nimmt für einen gleichen Anteil von Messungen der beiden Gruppen ihr Maximum an, Bild 34. Wenn die Baumstruktur bei der Induktion des Entscheidungsbaumes theoretisch solange weiter verzweigt wird, bis keine Unreinheit in den Endknoten vorhanden ist, d.h. bis alle bekannten Muster (Messungen) richtig klassifiziert werden, hat in vielen Fällen bereits eine Überanpassung an die Trainingsdatenbank stattgefunden.

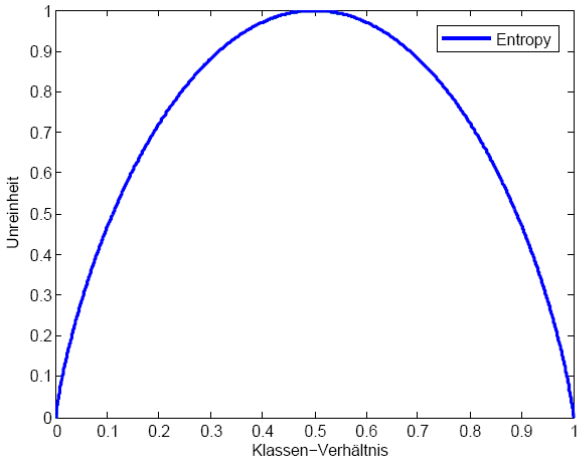


Bild 34:
Verlauf der Unreinheit in Abhängigkeit des Verhältnisses zwischen Mustern aus zwei Klassen

Wie bei den meisten Problemen der Mustererkennung ist es auch bei der Verwendung von Entscheidungsbäumen von grundlegender Bedeutung, auf Komplexität des Entscheidungsprozesses zu verzichten, um eine Verallgemeinerungs- oder Vorhersagefähigkeit zu erreichen. Erfahrungsgemäß sind weniger stark verzweigte Bäume bei vielen Problemen besser geeignet, ein unbekanntes Muster richtig zu klassifizieren, als solche, die alle Muster aus der Trainingsdatenbank richtig erkennen [Bensusan 1999]. Allgemein ist auch bekannt, dass die Wahl des Unreinheitsmaßes verhältnismäßig wenig Einfluss auf die Klassifikationsgenauigkeit des Gesamtsystems hat [Duda 1999].

5.3.2.1 Unvollständiger Aufbau

Eine häufig verwendete Methode, um einen solchen „vereinfachten“ Entscheidungsbaum zu erhalten, ist der „unvollständige Aufbau“, auch „Early Stopping“ [Nau 1983]. Hier wird ein Knoten des Baumes unter bestimmten Bedingungen schon dann zum Endknoten deklariert, wenn eine verbleibende Unreinheit existiert. Im Folgenden werden verschiedene Techniken vorgestellt, um an jedem Knoten zu entscheiden, ob weiter verzweigt werden sollte oder

nicht. Eine einfache Methode ist die Festlegung einer minimalen Knotengröße. Wenn nur ein kleiner Prozentsatz der Trainingsmuster in den untersuchten Knoten gelangt, wird er zum Endknoten deklariert. Diese Technik bietet den Vorteil, dass die Partitionen an den Stellen des Parameterraums sehr klein sind, an denen eine große Anzahl von Trainingsdaten vorhanden ist und diejenigen Bereiche, die von den Trainingsmustern nur unzureichend abgedeckt sind, nur grob unterteilt werden. Auch die Unreinheit oder deren mögliche Abnahme können nach unten begrenzt werden, was zur Folge hat, dass die Verzweigung des Baums schon dann beendet wird, wenn die Unreinheit auf einen problemangepasst gewählten kleinen Wert *M* gefallen ist oder bei einer Verzweigung nicht wesentlich abnehmen würde. Hier erweist es sich jedoch häufig als schwer abzuschätzen, welcher Wert *M* für eine minimale Unreinheit anzusetzen ist [Geurts 2002]. Die dritte hier vorgestellte „Early Stopping" Methode ist die Auswertung einer χ^2-Statistik, um festzustellen, ob der in Frage kommende Test zur weiteren Aufteilung in signifikanter Weise von einer zufällig gewählten Aufteilung abweicht. Für den Fall von *N* Klassen ist χ^2 definiert als

$$\chi^2 = \sum_{j=1}^{N} \frac{(n_{j,s} - n^e_{j,s})}{n^e_{j,s}}$$

mit

N: Anzahl Klassen

$n_{j,s}$: Anzahl der Messungen der Klasse *j*, die bei einer weiteren Aufteilung auf Seite *s* kämen, $s \in \{links, rechts\}$

$n^e_{j,s}$: Anzahl der Messungen der Klasse *j*, die bei einer *willkürlich gewählten* Aufteilung auf Seite *s* kämen, $s \in \{links, rechts\}$

(35)

Wenn χ^2 sehr klein ist, weicht die in Frage kommende Aufteilung nicht stark von einer zufällig gewählten Aufteilung ab, und der Knoten wird trotz noch vorhandener Unreinheit zum Endknoten deklariert. Anhand der in Kapitel 5.2 extrahierten medizinisch relevanten Merkmalen wird ein monothetischer und ein polythetischer Entscheidungsbaum mit der in Tabelle 5 vorgestellten Trainingsdatenbank entwickelt. Bild 35 veranschaulicht die Abhängigkeit der Korrektklassifikationsrate der Trainingsmuster von der minimalen Knotengröße bei dem monothetischen und dem polythetischen Baum. Mit dem monothetischen Baum können nur unzureichende und mit dem polythetischen Baum deutlich bessere Erkennungsraten für die Muster der Trainingsdatenbank erzielt werden. Für die Berechnung der Korrekt-

klassifikationsrate wird auf Kapitel 6.2.2 verwiesen.

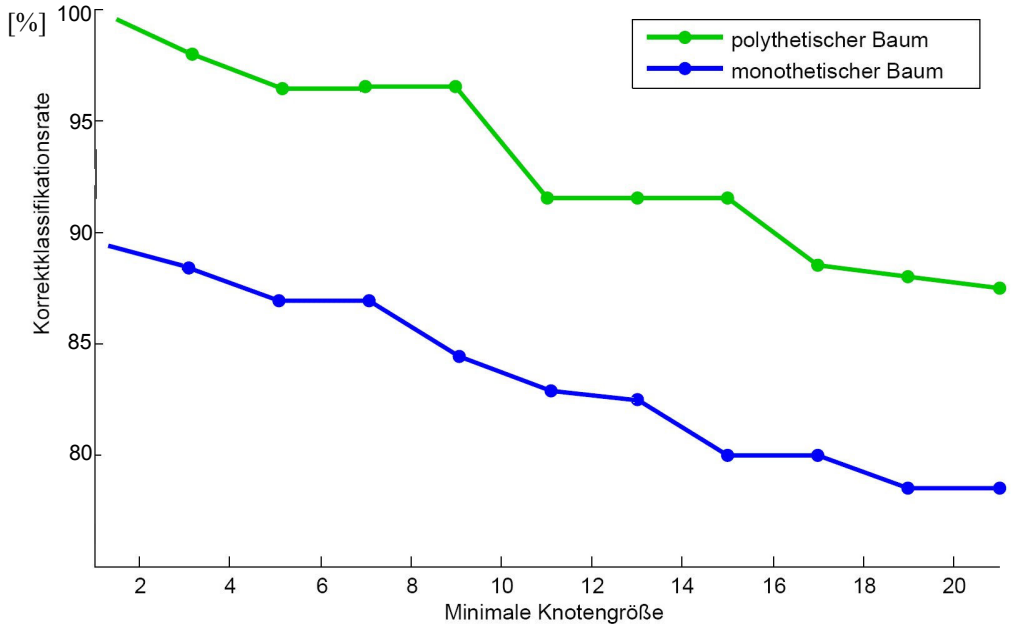


Bild 35:
Verlauf der Korrektklassifikationsrate der in dieser Arbeit gewonnenen Trainingsmuster in Abhängigkeit der minimalen Knotengröße

Beide Algorithmen verwenden die Entropie als Maß für die Knotenunreinheit sowie eine Parameterkombination mit maximalem euklidischem Abstand. Es wird deutlich, dass die Verwendung polythetischer Entscheidungsgrenzen beim betrachteten Problem zu besseren Klassifikationsraten führt, daher wird sich im Weiteren auf diese Entscheidungsbäume beschränkt. Ab einer zu großen minimalen Knotengröße sinkt die Erkennungsrate deutlich, da die so entstehenden Baumstrukturen nicht komplex genug sind, um das unbekannte Modell annähern zu können. Um die konkreten Auswirkungen des vorzeitigen Abbruchs der Verzweigung auf die resultierende Topologie zu analysieren, wurden die Baum-Topologien des polythetischen Baums mit verschiedenen Maßen für die minimale Knotengröße betrachtet, wie in Bild 36 schematisch angegeben. Der Trainingsfehler $E_{Training}$ berechnet sich zu

$$E_{Training} = 1 - K_{Training}$$
$$\text{mit } K_{Training} \text{: Korrektklassifikationsrate der Trainingsmuster} \tag{36}$$

Es wird deutlich, dass zunächst nur auf einzelne „irrelevante“ Verzweigungen verzichtet wird, so dass bei minimalen Knotengrößen von bis zu 9 höchstens Trainingsfehler von 1% - 3% für bekannte Muster entstehen werden. Bei sehr großen Werten für die minimale Knotengröße

entartet der Baum zu einem einzelnen Blatt, und alle Muster der betroffenen Gruppe werden falsch klassifiziert.

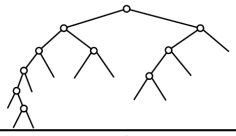
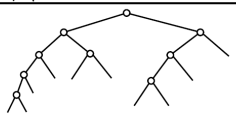
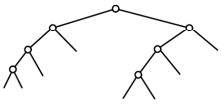
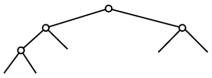
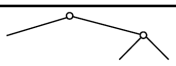
Entscheidungsbaum-Topologie	Minimale Knotengröße	$E_{Training}$
	1	0%
	3	1%
	10	5%
	35	15%
	60	20%

Bild 36:

Auswirkung des Early Stopping Algorithmus mit der Knotengröße als Abbruchkriterium auf die in dieser Arbeit entwickelte Baumtopologie, $E_{Training}$: Trainingsfehler.

Neben der Festlegung einer minimalen Knotengröße wurden die Festlegung einer minimalen Abnahme der Knotenunreinheit und die Festlegung einer minimalen χ^2–Abweichung von einer zufälligen Aufteilung vorgestellt. In Bild 37 ist die Anzahl der Knoten im hier entwickelten polythetischen Entscheidungsbaum über die minimale Abnahme der Entropie-Unreinheit aufgetragen, wobei hier das Problem deutlich wird, dass entweder gar keine oder eine zu starke Vereinfachung stattfindet. Die Abnahme der Knotenunreinheit erweist sich somit für das vorliegende Problem als ungeeignet, da die Unreinheit bei den entstehenden Entscheidungsbäumen in der Regel konstant abnimmt, so dass die entsprechende Abbruchbedingung entweder bereits im Wurzelknoten erfüllt ist, oder auch bei vollständiger Verzweigung nicht erfüllt wird.

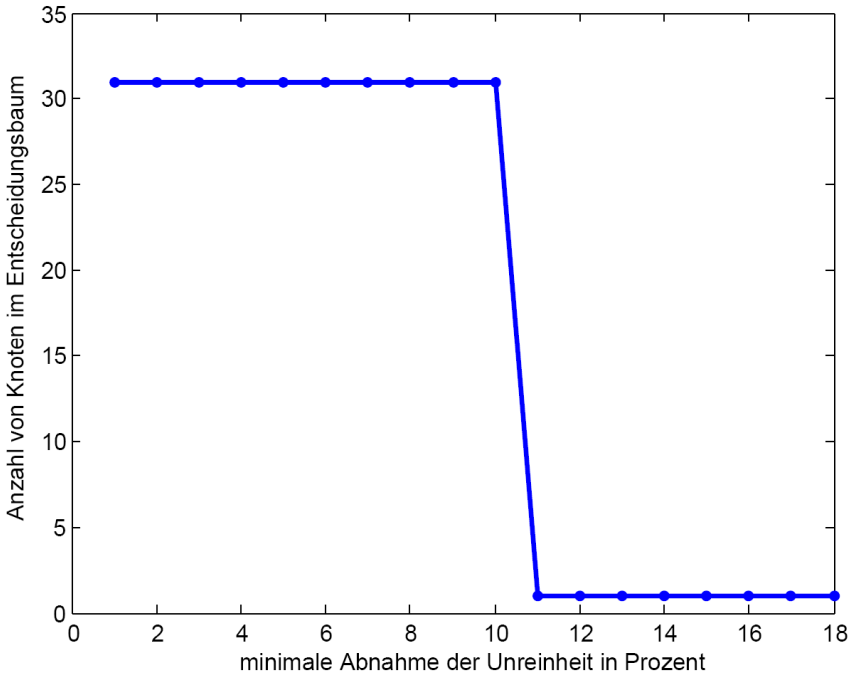


Bild 37:

Anzahl der Knoten in Abhängigkeit der minimalen Abnahme der Knotenunreinheit pro Verzweigung. Bei dem entwickelten Algorithmus, angewendet auf die in dieser Arbeit gewonnenen Trainingsdaten, ist die Abnahme der Knotenunreinheit kein geeignetes Abbruchkriterium.

Die Verwendung von χ^2-Statistiken als Abbruchkriterium hat gemäß Bild 38 ähnliche Auswirkungen auf die Baumtopologie wie die minimale Knotengröße.

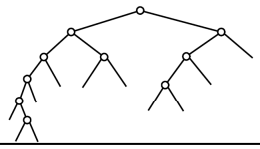
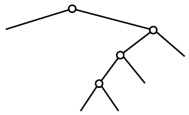
Entscheidungsbaum-Topologie	Minimale χ^2-Abweichung	$E_{Training}$
	0	0%
	0.2	18%

Bild 38:

Auswirkung des Early Stopping bei Verwendung von χ^2-Statistik als Abbruchbedingung angewendet auf die in dieser Arbeit gewonnenen Trainingsdaten, $E_{Training}$: Trainingsfehler.

Die erste Vereinfachung tritt jedoch erst bei einer minimalen χ^2-Abweichung von 0,2 auf

und führt bereits zu einem Trainingsfehler von 18%. Die Erkennungsraten können mit dieser Technik nicht wesentlich verbessert werden. Die Überlegenheit der minimalen Knotengröße als Abbruchkriterium kann damit begründet werden, dass die Vereinfachungen der Entscheidungsgrenzen hier zunächst an den Stellen im Parameterraum stattfinden, an denen keine ausreichende Anzahl von Trainingsmustern vorhanden ist.

5.3.2.2 Pruning

Neben dem unvollständigen Aufbau eines Baumes ist das so genannte „Pruning“ eine weitere Technik, um Entscheidungsbäume zu vereinfachen. Im Gegensatz zum unvollständigen Aufbau wird der Baum zunächst vollständig aufgebaut, so dass alle Muster aus der Trainingsdatenbank richtig klassifiziert werden. Dieser vollständige Baum wird dann daraufhin untersucht, ob nach bestimmten Kriterien einzelne Subbäume vollständig entfernt werden können. Die Wurzelknoten dieser Subbäume werden nun zu neuen Endknoten deklariert, so dass eine gewisse Unreinheit auch in Endknoten weiterhin besteht. Dieser Prozess wird mehrfach für verschiedene Subbäume wiederholt, bis der Entscheidungsbaum so stark vereinfacht ist, dass ein bestimmtes Abbruchkriterium erfüllt wird [Duda 1999].
Um zu entscheiden, welche Subbäume entfernt werden sollen und wann der Algorithmus abgebrochen wird, können ähnliche Kriterien wie beim unvollständigen Aufbau des Baumes verwendet werden. So kann für jeden Subbaum eine Mindestanzahl von Trainingsdaten festgelegt werden, die den jeweiligen Wurzelknoten erreichen müssen, oder die Unreinheit muss um einen fest definierten Wert abnehmen. Auch χ^2-Statistiken können für das Pruning ausgewertet werden, um sicherzustellen, dass die implementierten Verzweigungen in signifikanter Weise von einer zufälligen Aufteilung abweichen. In vielen Fällen ist Pruning gegenüber dem unvollständigen Aufbau vorzuziehen, da der Baum hier in seiner Gesamtheit betrachtet wird und beim unvollständigen Aufbau unter Umständen ein Knoten, in dem keine sinnvolle Aufteilung stattfinden kann, zum Endknoten deklariert wird, obwohl in den unmittelbar nachfolgenden Knoten eine sehr gute Trennung statt finden würde.
Wird die Veränderung der Unreinheit in Endknoten als Abbruchkriterium für den Pruning-Algorithmus verwendet, tritt ein Problem auf, welches bereits im Zusammenhang mit Early-Stopping-Algorithmen mit entsprechender Abbruchbedingung erläutert wurde: Die Komplexität des Entscheidungsbaums kann nicht spezifisch variiert werden, da sich die Abnahme der Unreinheit über alle Ebenen annähernd konstant verhält. So führt ein Pruning-Algorithmus häufig entweder zu einer sehr starken oder zu keiner Vereinfachung der Topologie, Bild 37. Beim betrachteten Problem ist die Abnahme der Unreinheit also kein geeignetes Maß für das

Pruning. Bei der zweiten Pruning-Technik wird ein Subbaum genau dann entfernt, wenn dies zu keiner hohen Zunahme des Fehlers bei der Klassifikation der Trainingsdatenbank führt. Wenn die Fehlerrate, die für die Trainingsdaten erreicht wird, als Abbruchbedingung für den Pruning-Algorithmus verwendet wird, nimmt die Komplexität des hier entwickelten Entscheidungsbaumes gemäß Bild 39 mit zunehmendem zugelassenen Trainingsfehler erwartungsgemäß monoton ab. Auch in der vorliegenden Anwendung liefert das Pruning bessere Ergebnisse als die Early-Stopping-Methoden.

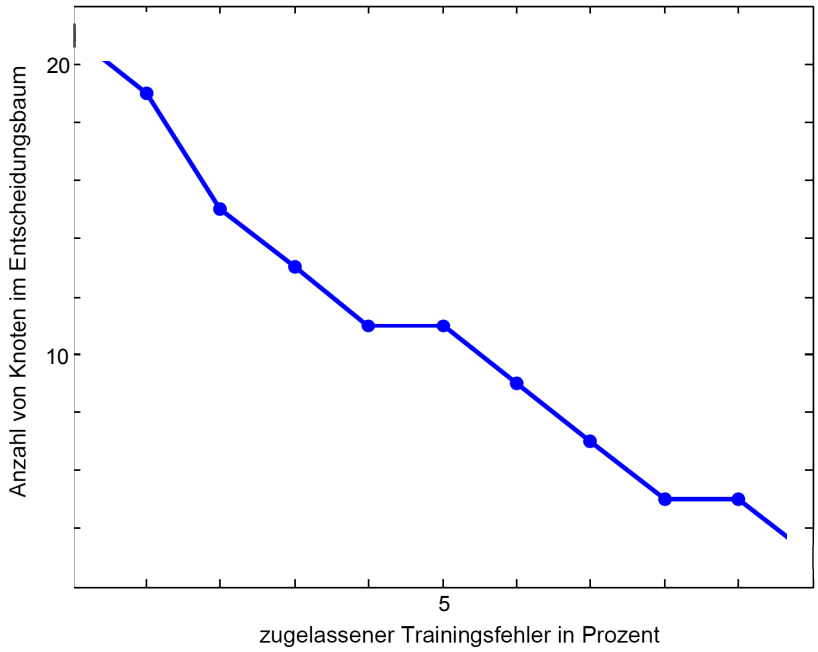


Bild 39:

Abnahme der Komplexität des anhand der Trainingsdaten entwickelten Entscheidungsbaumes in Abhängigkeit des zugelassenen Trainingsfehlers beim Pruning.

5.3.2.3 Gewichtung von Klassen

Häufig ist die Anzahl von Mustern in der Trainingsdatenbank für die verschiedenen Klassen sehr unterschiedlich. Dies führt in der Regel dazu, dass große Bereiche des Parameterraums durch Muster der überrepräsentierten Klasse abgedeckt werden. Durch Messfehler und die dem Problem zugrunde liegende Unschärfe streuen die Parameterwolken dieser Klasse auch in die Bereiche der seltener auftretenden Klassen, so dass ein Lernalgorithmus ohne spezielle Maßnahmen zur Vermeidung dieses Problems häufig in einen Klassifikator münden wird, welcher fast alle Muster der beim Training häufiger auftretenden Klasse zuordnet. Um dieses Problem der mangelnden Sensitivität zu mindern, ist es häufig nötig, eine ungleiche Gewichtung der Muster der verschiedenen Klassen anzuwenden. In Entscheidungsbäumen kann dies

auf einfache Weise dadurch erreicht werden, dass ein Knoten auch schon dann der selteneren Klasse zugeordnet wird, wenn weniger als die Hälfte der in diesen Knoten gelangten Trainingsmuster dieser Klasse angehören. Außerdem kann ein gewichtetes Maß für die Unreinheit verwendet werden. Bild 40 veranschaulicht das beschriebene Problem anhand der vorliegenden Fragestellung. Die obere Entscheidungsgrenze bildet einen idealen Bayes-Klassifikator. Bei gleicher Varianz streuen die häufiger vorhandenen Muster jedoch stark in den Bereich der selteneren Klasse, so dass sich beim Training eines Klassifikators eine gegenüber der idealen Bayes-Klassifikation verschobene Entscheidungsgrenze ergibt.

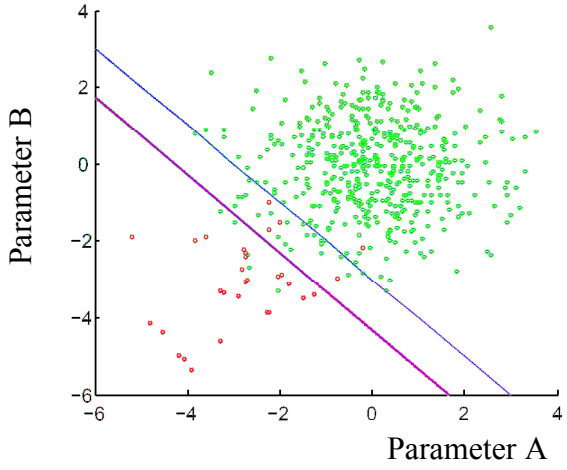


Bild 40:
Verschiebung der Entscheidungsgrenze bei geringer Anzahl von Trainingsmustern der pathologischen Klasse (grün: Parameterwerte der gesunden Klasse, rot: Parameterwerte der pathologischen Klasse, pink: Entscheidungsgrenze ohne Gewichtung der Unreinheit, blau: verschobene Entscheidungsgrenze mit Gewichtung der Unreinheit)

Bei vollständig verzweigten Entscheidungsbäumen kann keine unterschiedliche Gewichtung der Klassen bei der Knotenkennzeichnung stattfinden, da in jedem Endknoten alle Muster der gleichen Klasse angehören. Wenn jedoch Pruning- oder Early-Stopping-Algorithmen angewendet werden, verbleibt auch in Endknoten eine gewisse Unreinheit, und bei der Kennzeichnung der Blätter kann eine Gewichtung vorgenommen werden. Durch die Gewichtung der Unreinheit und geeignete Wahl der Abbruchgrenze können somit unterschiedlichste Aspekte wie Disbalancen in Trainingsdatenbanken oder die natürliche Prävalenz berücksichtigt werden. Eine hohe Sensitivität ist bei der vorliegenden Fragestellung somit ohne eine spezielle Gewichtung deutlich schwerer zu erreichen, als eine hohe Spezifität, da die Trainingsdatenbank für Muster aus dem Norm-Kollektiv umfangreicher ist, als die für Muster von betroffenen Patienten (Tabelle 5). Da das Verhältnis der beiden Gruppen in der vorliegenden Trai-

ningsdatenbank ungefähr 1:3 beträgt wird durch die Wahl des Gewichtungsfaktors von w = 3 die Sensitivität deutlich verbessert, ohne die Spezifität deutlich zu verringern. Eine detaillierte Darstellung der Klassifikationsergebnisse der Evaluierungsdatenbank findet sich in Abschnitt 6.2.2.

5.3.2.4 Entscheidungsregeln

Basierend auf den Untersuchungen und Ergebnissen in den vorigen Abschnitten ergibt sich der in Bild 41 dargestellte Entscheidungsbaum–Klassifikator.

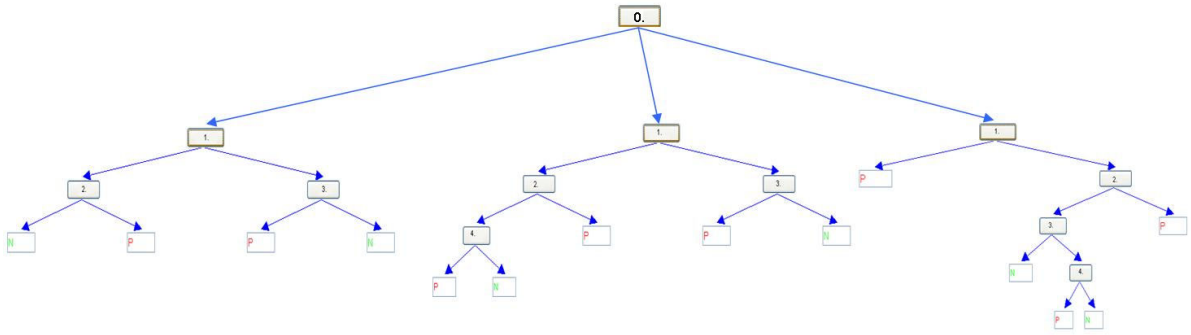


Bild 41:
Entwickelter Entscheidungsbaum

Im Wurzelknoten mit der Kennzeichnung „0." wird in drei Subbäume anhand folgender Entscheidungsregel unterschieden: „Gehe zu Subbaum 1 wenn Parameter 13 (Alter des Kindes in Tagen) ≤ 47 Tagen, gehe zu Subbaum 2 wenn Parameter 13 ≥ 48 und ≤ 119 Tagen und gehe zu Subbaum 3 wenn Parameter 13 ≥ 120 Tage." Zur besseren Übersicht werden die drei Subbäume im Folgenden einzeln betrachtet:

1. Subbaum (Alter des Kindes ≤ 47 Tage)
Bild 42 zeigt den Subbaum mit den abgeleiteten Entscheidungsregeln in den Knoten 1 bis 3.

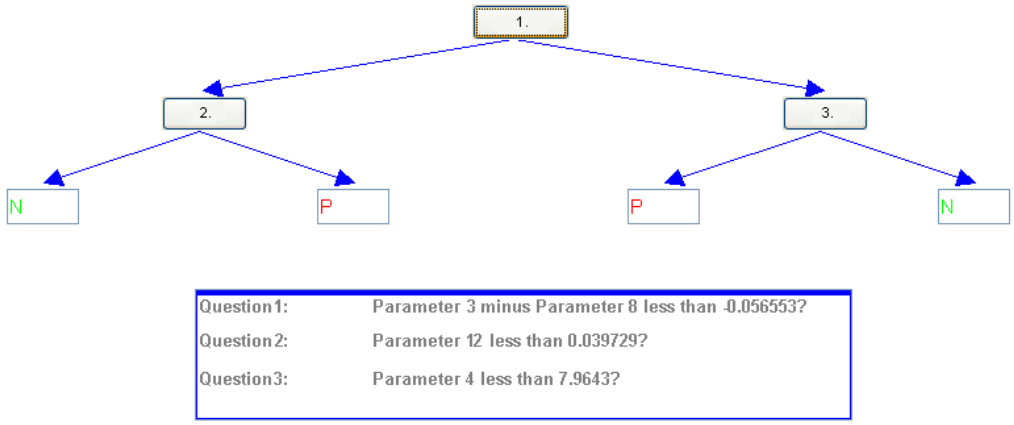
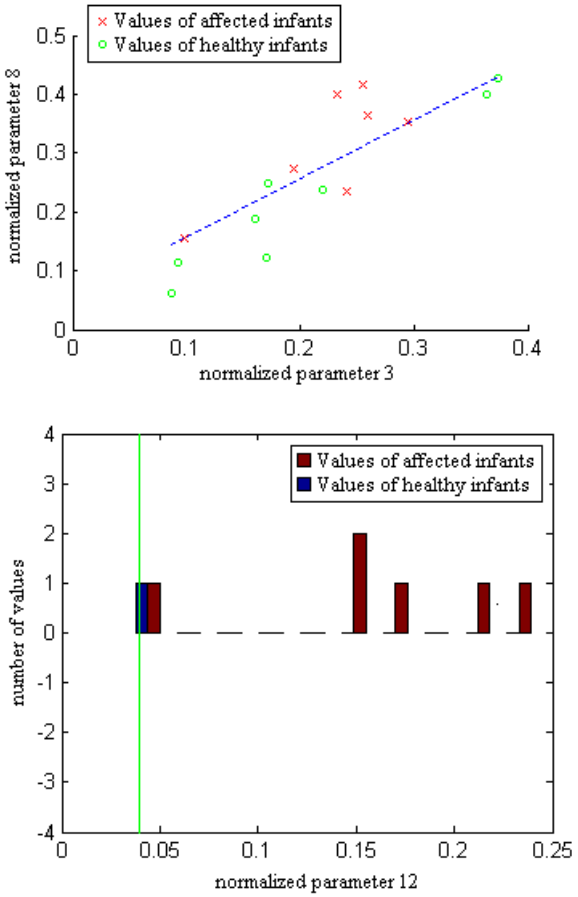


Bild 42:

Entscheidungsbaum für den ersten Alterszeitraum mit den induzierten Entscheidungsregeln.

Bild 43 zeigt die graphische Darstellung der abgeleiteten Entscheidungsregeln in den drei Knoten als Ausschnitt um die Entscheidungsgrenze.



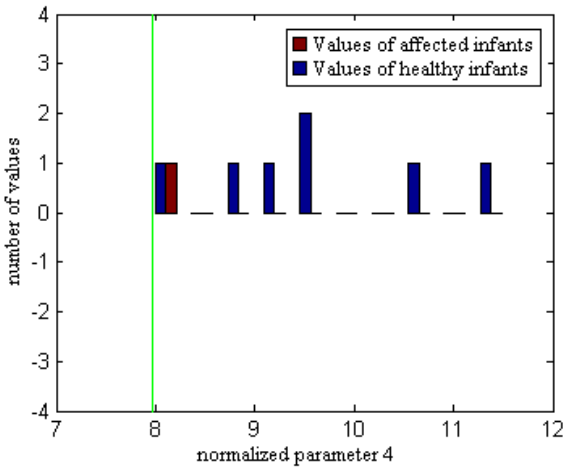


Bild 43:

Entscheidungsregeln für den ersten Alterszeitraum in den Knoten 1 (oben), 2 (mitte) und 3 (unten), blaue bzw. grüne Linie: zwei- bzw. eindimensionale Entscheidungsgrenze.

2. Subbaum (Alter des Kindes zwischen 48 und ≤ 119 Tagen)

Bild 44 zeigt den Entscheidungssubbaum für den zweiten Alterszeitraum mit den jeweiligen Entscheidungsregeln in den Knoten.

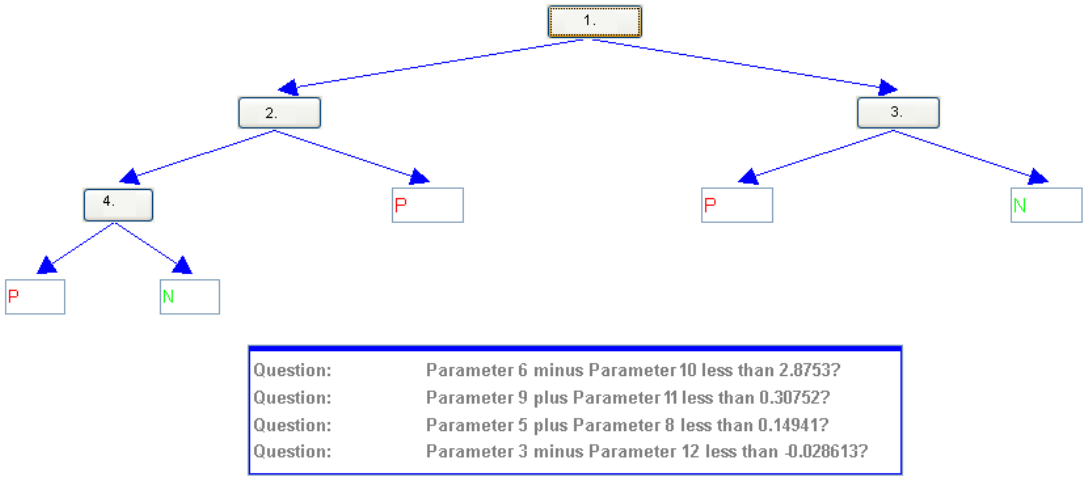
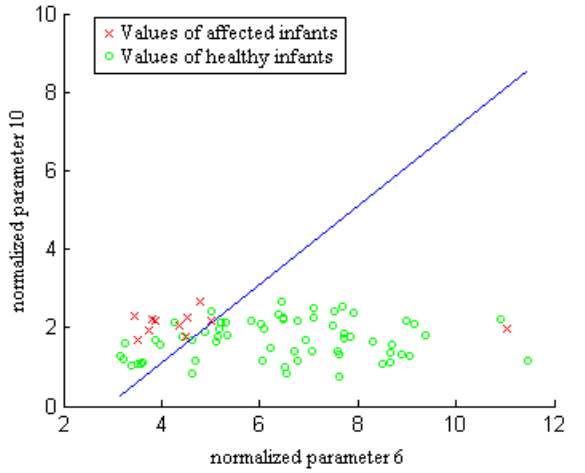
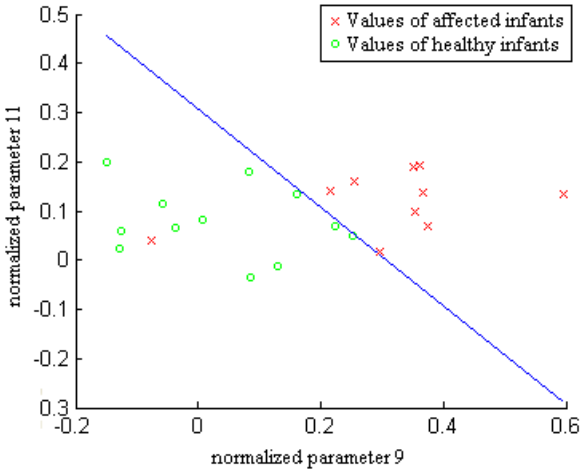


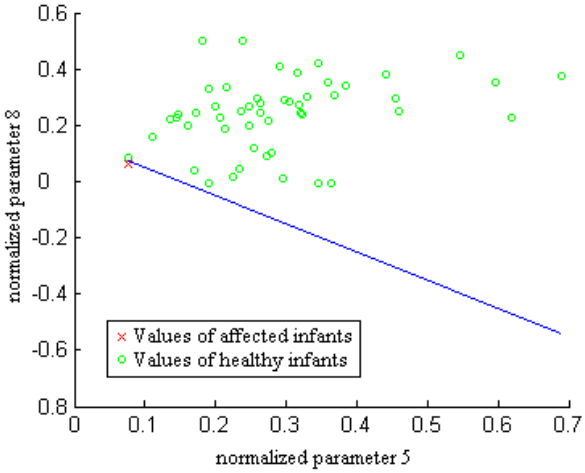
Bild 44:

Entscheidungsbaum für den zweiten Alterszeitraum mit den induzierten Entscheidungsregeln.

Bild 45 zeigt die graphische Darstellung der abgeleiteten Entscheidungsregeln in den vier Knoten als Ausschnitt um die Entscheidungsgrenze.


Values of affected infants
Values of healthy infants
normalized parameter 10
normalized parameter 6
10
8
6
4
2
0
2
4
6
8
10
12


Values of affected infants
Values of healthy infants
normalized parameter 11
normalized parameter 9
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0
-0.1
-0.2
0.3
-0.2
0
0.2
0.4
0.6


Values of affected infants
Values of healthy infants
normalized parameter 8
normalized parameter 5
0.6
0.4
0.2
0
-0.2
-0.4
-0.6
0.8
0
0.1
0.2
0.3
0.4
0.5
0.6
0.7

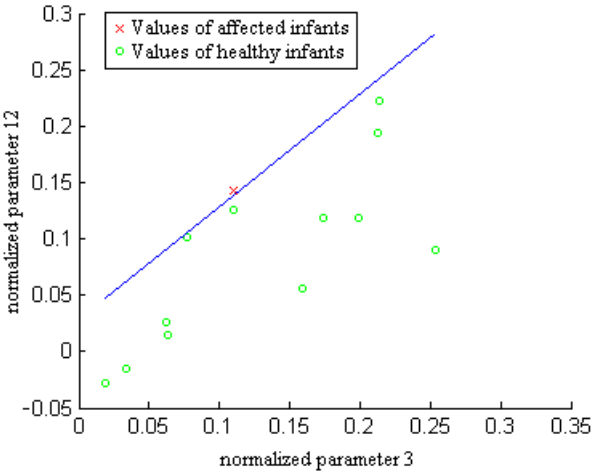


Bild 45:

Entscheidungsregeln für den zweiten Alterszeitraum in den Knoten 1 – 4, blaue Linie: zweidimensionale Entscheidungsgrenze.

3. Subbaum (Alter des Kindes ≥ 120 Tage)

Bild 46 zeigt den Entscheidungsbaum-Klassifikator für den dritten Alterszeitraum mit den jeweiligen Entscheidungsregeln in den Knoten.

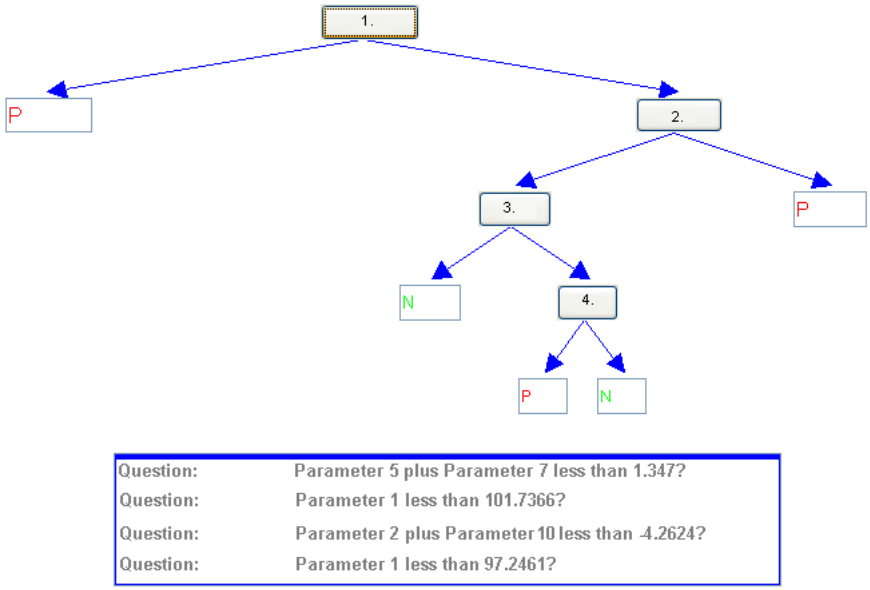
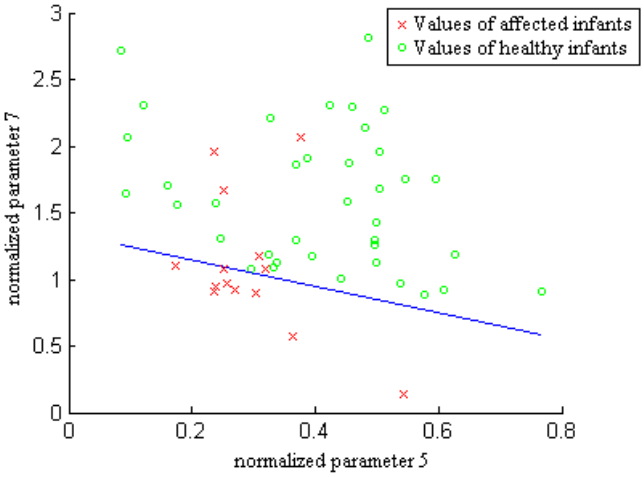
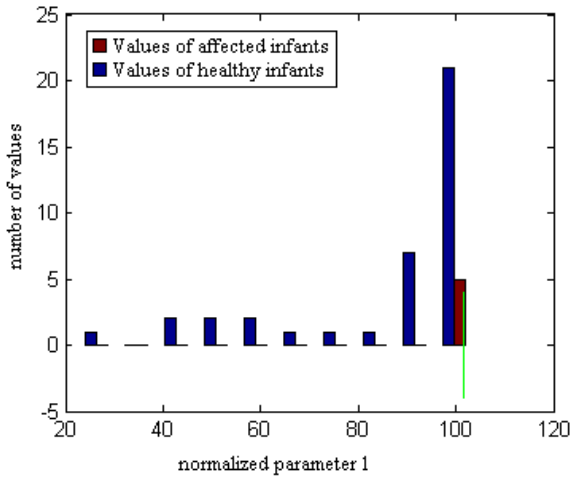


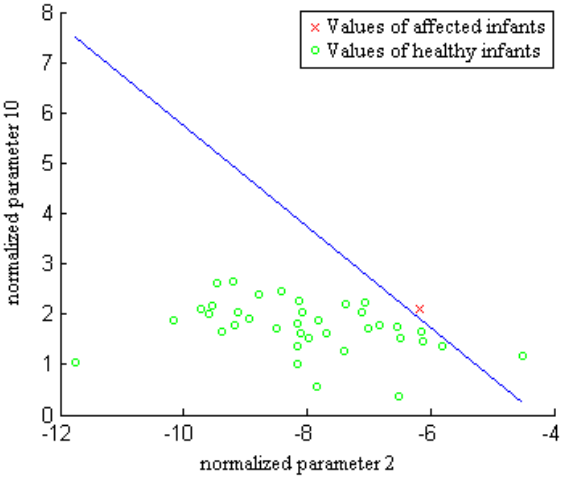
Bild 46:

Entscheidungsbaum für den dritten Alterszeitraum mit den induzierten Entscheidungsregeln.

Bild 47 zeigt die graphische Darstellung der abgeleiteten Entscheidungsregeln in den vier Knoten als Ausschnitt um die Entscheidungsgrenze.


Values of affected infants
Values of healthy infants
normalized parameter 7
normalized parameter 5
0
0.5
1
1.5
2
2.5
3
0.2
0.4
0.6
0.8


Values of affected infants
Values of healthy infants
number of values
normalized parameter 1
-5
0
5
10
15
20
25
20
40
60
80
100
120


Values of affected infants
Values of healthy infants
normalized parameter 10
normalized parameter 2
0
1
2
3
4
5
6
7
8
-12
-10
-8
-6
-4

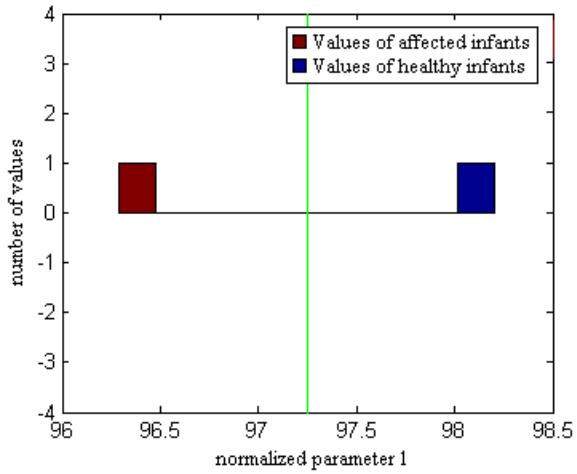


Bild 47:

Entscheidungsregeln für den dritten Alterszeitraum in den Knoten 1 – 4, blaue bzw. grüne Linie: zwei- bzw. eindimensionale Entscheidungsgrenze.

Anhand Bild 42 bis Bild ***47*** wird deutlich, wie die verbleibende Unreinheit in den Endknoten mit dem Alter der Kinder abnimmt. Dies stimmt mit den Beobachtungen und Ergebnissen in Kapitel 6.2.1 überein. Die vom Entscheidungsbaum-Klassifikator in Abhängigkeit vom Alter verwendeten medizinisch relevanten Parameterkombinationen sind in Tabelle 8 dargestellt.

Tabelle 8:

Altersabhängige, medizinisch relevante Parameterkombinationen, Nummerierung analog zu Tabelle 7.

Subbaum	**#**	**Bezeichnung**
1.	3	Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren
	4	Schiefe der Beschleunigungsverteilung der Füße
	8	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH
	12	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF
2.	3	Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren
	5	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LF und RF
	6	Fläche außerhalb des Mittelwerts der Geschwindigkeit der Füße
	8	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH
	9	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LH und RH
	10	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Hände
	11	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und LF
	12	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF
3.	1	Maximale Beschleunigung über alle Endeffektoren

	2	Maximale Geschwindigkeit über alle Endeffektoren
	5	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LF und RF
	7	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Füße
	10	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Hände

5.4 Interpretation

Ein Informationssystem dient der rechnergestützten Erfassung, Speicherung, Verarbeitung, Analyse und Anzeige von Information. Das technische System ist der Vermittler von Informationen zwischen Informationsanbieter und Informationsabnehmern [Krcmar 2000]. Hierbei ist die Zugeschnittenheit auf eine spezielle Zielgruppe wichtig, das bedeutet, Informationssysteme bieten für bestimmte Zielgruppen Informationen auf Abruf [Panyr 1986, Brenner 1994, Kubicek 1997, Heinrich 2005]. Zu den Informationssystemen zählt man allgemein Expertensysteme, Knowledge Management Systeme, Assistenzsysteme, aber auch anwendungsorientierte Systeme wie Bibliotheks-, Fahrgast-, Berufsweiterbildungs- oder Krankenhausinformationssysteme [Juris 1976, Griesser 1977, IDWKöln 2002, Köhler 1973]. In allen Anwendungen wird durch den Einsatz vor allem eine Erhöhung der Arbeitsökonomie und Qualitätssicherheit angestrebt. Mittlerweile sind Informationssysteme zur Diagnoseunterstützung in vielen klinischen Bereichen etabliert, wie z.B. klinische und chemische Laborwert-, Röntgen- und EKG-Befundung und von hoher grundsätzlicher und praktischer Bedeutung [Ledley 1959, Bock 1970, Griesser 1977, Rau 1982, Rienhoff 1988, Schecke 1988].

Wichtigste Voraussetzung für die Diagnosestellung sind Informationen über Patienten und dessen Symptome, die ihrerseits aber meist eng mit dem individuellen Wissen und der Erfahrung des Arztes verknüpft sind. Um die für eine Diagnosestellung notwendige Verfügbarkeit und Vollständigkeit der Informationen zu gewährleisten, werden hier meist Informationssysteme in Form eines Experten-Unterstützungssystems verwendet, in dem aktuelle Informationen mit Expertenwissen ausgewertet werden [Jesdinsky 1972, Goertzel 1969, Köhler 1973, Rau 1982, Rienhoff 1988]. Bei Mangel an erfahrenen Medizinern wird ein Experten-Unterstützungssystem auch häufig zur Unterstützung des klinisch noch wenig erfahrenen Arztes bei der Diagnosefindung oder Therapieplanung, sowie zur langfristigen Verlaufsdokumentation eingesetzt [Rau 1982, Rienhoff 1988, Griesser 1977, Köhler 1973]. Wichtig beim Einsatz im medizinischen Umfeld ist es, dass kein Konflikt mit dem Verantwortungsbereich des Arztes auftreten darf, d.h. die abschließende Entscheidung liegt im Ermessen des Menschen [Hölzel 1973, Rau 1982, Rienhoff 1988, Kraiss 1998]. Allerdings bewirken die Experten-Unterstützungssystem eine deutliche Plausibilitäts- und Zuverlässigkeitssteigerung

neben der deutlichen Entlastung des Arztes [Bock 1970, Köhler 1973, Rau 1982, Klocke 1987, Klocke 1987b, Rienhoff 1988, Thull 1989, Kraiss 1998]. Allerdings muss dies für das in dieser Arbeit entwickelte Experten-Unterstützungssystem noch in einer klinischen Validierung gezeigt werden, welche über den Rahmen dieser Arbeit aber deutlich heraus geht. Dieser Realitätstest ist für die Etablierung und Akzeptanz als Diagnoseunterstützungssystem aber unerlässlich.

5.4.1.1 Aufbau des Experten-Unterstützungssystem

Bild 48 zeigt den Aufbau des hier entwickelten Expertensystems nach [Rau 1982, Rienhoff 1988, Jungk 2002, Kraiss 1998].

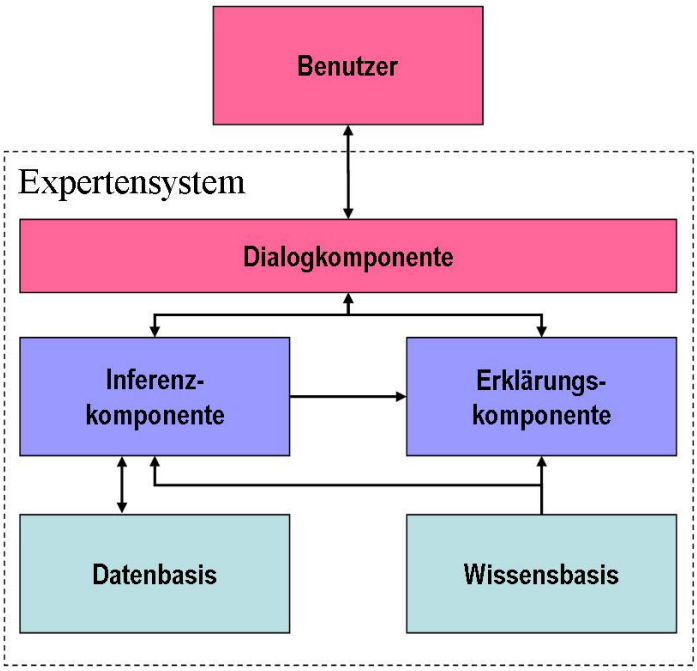


Bild 48:
Komponenten des Expertensystems analog zu [Jungk 2002].

Die Dialogkomponente stellt die Benutzerschnittstelle dar und bietet dem Benutzer die Möglichkeit den Schlussfolgerungssprozess der Inferenzkomponente mit Hilfe der Erklärungskomponente nach zu vollziehen. Die Inferenzkomponente ist der entwickelte Entscheidungsalgorithmus, Kapitel 5.3, der anhand der extrahierten Regeln und aufgrund der vorliegenden Messdaten in der Datenbasis eine Klassifikation durchführt und alle Ergebnisse an die Dialog- und die Erklärungskomponente weiter gibt. Die Datenbasis enthält die aufgenommenen Messdaten aller gemessenen Kinder, sowie erstellte Patienten- und Normkollektive, Kapitel 6.1.1. Das medizinische Expertenwissen und die mathematische Parameterbeschreibungen,

Kapitel 5.1, liegen in der Wissensbasis vor. Kernstück des entwickelten Experten-Unterstützungssystem ist die Erklärungskomponente.

5.4.1.2 Aufbau der Erklärungskomponente

Für den Aufbau einer Erklärungskomponente für die vorliegende Fragestellung ist es notwendig die Diagnose als Prozess zu betrachten und soweit wie möglich die Diagnosestrategie des Arztes nach zubilden [Jesdinsky 1972, Goertzel 1969, Rau 1982, Kraiss 1998]. Dies erleichtert dem medizinischen Anwender die Umstellung auf die computerisierte Unterstützung. Es werden Akzeptanz, Compliance und Routinetauglichkeit deutlich erhöht [Dombal 1971, Gorry 1970, Rau 1982, Kraiss 1998]. Die Phasen im diagnostischen Prozess verdichten sich im Informationsgehalt von Phase zu Phase, so dass eine Informationspyramide entsteht, gemäß Bild ***49***. Nach Feststellung der Symptome und Einordnung in die Krankheitsgeschichte des Patienten wird über Ausschluss von Differentialdiagnose eine Diagnose gestellt [Hölzel 1973, Jesdinsky 1972, Dahlems 1977, Schecke 1988, Warner 1997, Rau 1982, Kraiss 1998].

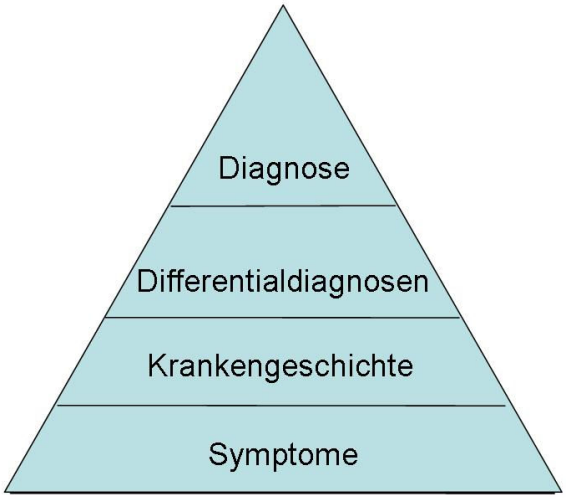


Bild 49:
Informationspyramide mit Phasen des üblichen diagnostischen Prozesses. Der Informationsgehalt verdichtet sich zur Spitze der Pyramide, nach [Hölzel 1973, Rienhoff 1988, Warner 1997].

Analog wurde zur jeder Ebene der Informationspyramide je eine Informationsebene innerhalb der Erklärungskomponente gebildet. Tabelle 9 zeigt die zu jeder Phase der ärztlichen Diagnosestrategie korrespondierende Informationsebene der Erklärungskomponente. Vor der ersten Phase des klassischen Diagnoseprozesses findet die Untersuchung des Patienten statt, entsprechend werden vor der ersten Abstraktionsebene der Erklärungskomponente die Messda-

ten erfasst (z.B. Accelerometrisches Messsystem, Kapitel 4.2).

Tabelle 9:

Zu Phasen der ärztlichen Diagnosestrategie korrespondierende Informationsebenen

Abstraktionsebene	**Diagnosephase**		**Informationsebene**	
0	Untersuchung	Medizinisches Expertenwissen	Messdatenaufnahme	Wissensbasis
1	Symptome		Merkmale	
2	Krankengeschichte		Vorhergehende Messungen	
3	Differentialdiagnosen		Entscheidungsregeln	
4	Diagnose		Klassifikation	

Im ersten Abstraktionsschritt werden herkömmlich vom Arzt die Symptome erfasst und beschrieben, während bei der technischen Diagnoseunterstützung die relevanten Merkmale ermittelt werden (Kapitel 5.2). Im nächsten Schritt wird auf die vergangene Krankengeschichte Bezug genommen bzw. in dieser Fragestellung vergangene Messungen berücksichtigt. In der dritten Phase wird im Entscheidungsprozess des Arztes Differentialdiagnostik angewendet, im Informationssystem bewirken Entscheidungsregeln die Eingrenzung auf eine Diagnose (Kapitel 5.3). Abschließend kommt der Arzt zu einer auf seinen Erfahrungen beruhende Diagnosestellung und das technische Informationssystem zu einem Klassifikationsergebnis (Kapitel 5.3). Die Erklärungskomponente stellt dem Benutzer die verschiedenen Abstraktionsebenen des Diagnoseprozesses zur Verfügung. Dem Benutzer ist es möglich, auf jede Ebene (Ordnung) der Struktur zu gelangen und die Abhängigkeiten zu verfolgen. Für die Darstellung des Systems wurde ein Top-Down-Ansatz gewählt, d.h. das System stellt die Informationen bedarfs- und zeitangepasst zur Verfügung [Kraiss 1998]. Nach der Erfassung der Messdaten (Symptome) wird auf der höchsten Abstraktionsebene begonnen, also das abschließende und zusammenfassende Diagnoseergebnis angezeigt. Der Benutzer kann nach Bedarf auf niedrigere Abstraktionsebenen absteigen und sich das Zustandekommen des Diagnosevorschlages erläutern lassen, bis er bei der Beschreibung der Symptome, d.h. hier auf der Ebene der Merkmale, auf der niedrigsten Abstraktionsebene angelangt ist. Bedarfsgerecht strukturiert werden die Informationsbedürfnisse des medizinischen Anwenders abhängig von seinem Vorwissen auf den verschiedensten Stufen abgedeckt. Die Entscheidung, auf welcher Abstraktionsebene sich bewegt wird, erfolgt vom Benutzer über die Benutzerschnittstelle (Dialogkomponente). Parallel zu allen Abstraktionsebenen wird im ärztlichen Diagnoseprozess auf vorliegendes Expertenwissen sowie auf die eigenen medizinischen Erfahrungen zurückgegriffen, Tabelle 9. Das medizinische Expertenwissen liegt in der Wissensbasis in

natürlicher Sprache vor, Kapitel 5.1, die ermittelten Merkmale werden aber in mathematischer Form als reelle Zahlen ermittelt. Um die Merkmaleswerte wieder in das Expertenwissen einordnen zu können, müssen sie anhand von Übersetzungsregeln in natürlich-sprachliche Formulierungen übersetzt werden [Zadeh 1965, Jungk 2002]. Die natürlich sprachlichen Bezeichnungen der Merkmale werden aus der Übersetzungstabelle, Kapitel 5.1, übernommen. Die reellen Zahlenwerte der Merkmale werden anhand von Zugehörigkeitsfunktionen in die natürlich-sprachlichen Kategorien „gesund“ bzw. „pathologisch“ eingeordnet. Bild 50 zeigt exemplarisch ein Beispiel für die Zugehörigkeit eines Merkmals. Die Zugehörigkeitsfunktionen der Merkmale ergeben sich aus den gaußverteilten Wertemengen der Patienten- und Normkollektiven.

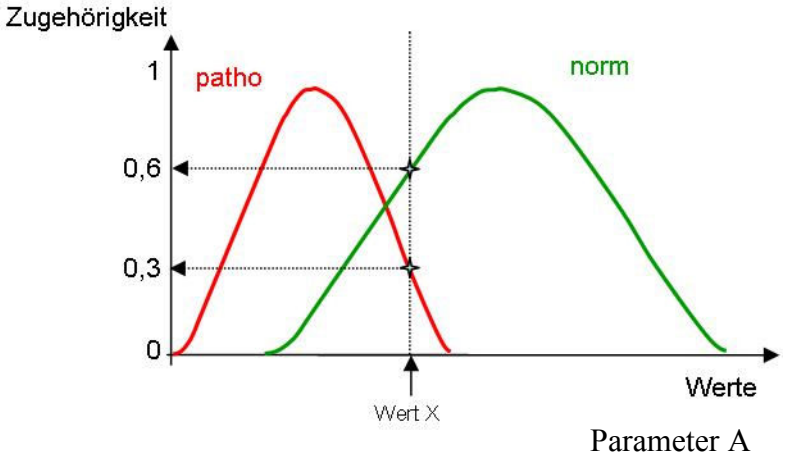


Bild 50:

Zugehörigkeitsfunktion für Parameter A, die Funktionen der Zugehörigkeit zu pathologisch („patho“ in rot) und gesund („norm“ in grün) ergeben sich aus den Werteverteilungen von Norm- und Patientenkollektiven. Besitzt das Merkmal beispielsweise den aktuellen Wert ‚X’ ergibt sich eine Zugehörigkeit von 0,3 zu pathologisch bzw. 0,6 zu gesund.

Die resultierende Übersetzungsregel ergibt sich zu Gleichung (37). In dem Beispiel ergibt sich damit eine Zugehörigkeit des Merkmals zu „norm“ bzw. „gesund“. Für den gemessenen Säugling liegt der Parameter A im „gesunden“ Bereich, d.h. statt der Aussage „Parameter A = X“ liefert die Erklärungskomponente die Übersetzung „Die Größe des Bewegungsumfangs der Füße liegt im gesunden Bereich“.

$$Zughörigkeit(Merkmal) = \max\{Zugehörigkeit_{patho}(X), Zugehörigkeit_{norm}(X)\} \quad (37)$$

In diesem Fall ist „Parameter A = Fläche außerhalb des Mittelwertes der Geschwindigkeit der Füße„ und entspricht der „Größe des Bewegungsumfangs der Füße“, Parameter 6 in Tabelle

10. Tabelle 10 fasst die zu den klinisch relevanten Merkmalen korrespondierenden visuellen Beobachtungen zusammen.

Tabelle 10:

Extrahierte Merkmale und korrespondierende visuelle Beobachtung

#	**Merkmal**	**Korrespondierende medizinische Beobachtung nach [Prechtl 1984, Prechtl 1990, Prechtl 2001]**
1	Maximale Beschleunigung über alle Endeffektoren	maximale Beschleunigungswerte
2	Maximale Geschwindigkeit über alle Endeffektoren	maximale Geschwindigkeitswerte
3	Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren	Komplexität der Bewegung, z.B. bei gesunden Kindern wird eine variable Abfolge der Bewegungen von Armen und Beinen beobachtet, dies bedeutet mathematisch eine geringe Korrelation
4	Schiefe der Beschleunigungsverteilung der Füße	Verteilung der Beschleunigung der Fußbewegungen, z.B. sind in gesunden Kinder GMs langsam mit variabler Beschleunigung wohin gegen Säuglinge mit IZP krampf-artige, spastische Bewegungen entwickeln
5	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LF und RF	Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils der Füße, z.B. GMs sind weich und flüssig in gesunden und chaotisch in betroffenen Kindern
6	Fläche außerhalb des Mittelwerts der Geschwindigkeit der Füße	Durchschnittliche zurückgelegte Strecke, Größe des Bewegungsumfangs
7	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Füße	Variabilität und Vielfältigkeit der Fußbewegung; z.B. Ideenreichtum wie ‘Kicken der Füße’ oder ‘Freudenausbrüche’ innerhalb der ‘fidgety’-Bewegungen bei gesunden Kindern
8	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH	Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils der Hände, z.B. GMs sind variable in gesunden und krampf-synchronisiert in betroffenen Kindern
9	Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LH und RH	Ähnlichkeit des Geschwindigkeitsprofils der Hände, z.B. GMs sind variable in gesunden und krampf-synchronisiert in betroffenen Kindern
10	Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Hände	Variabilität und Vielfältigkeit der Handbewegung; z.B. Ideenreichtum wie ‘Wedeln mit den Armen’ oder ‘Freudenausbrüche’ innerhalb der ‘fidgety’-Bewegungen bei gesunden Kindern
11	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und LF	Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils zwischen der linken Hand und dem linken Fuß; z.B. variable Abfolge der Bewegungen bei gesunden Kindern und krampf-synchrone Bewegungen bei betroffenen Kindern
12	Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF	Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils zwischen der linken Hand und dem rechten Fuß; z.B. variable Abfolge der Bewegungen bei gesunden Kindern und krampf-synchrone Bewegungen bei betroffenen Kindern

Anhand der Zugehörigkeitsfunktionen und der Zuordnung nach Tabelle 10 bietet das Experten-Unterstützungssystem somit die Möglichkeit jederzeit zwischen dem mathematischen und natürlich-sprachlichen Raum zu wechseln. Somit lassen sich alle Ebenen des diagnostischen Abstraktionsprozesses über die Dialogkomponente direkt mit dem natürlich-sprachlichen Expertenwissen abgleichen. Durch geeignete und an den Diagnoseprozess angepasste Begriffswahl wird der Benutzer, auf den vertrauten medizinischen Kontext bezogen, durch das Programm geleitet.

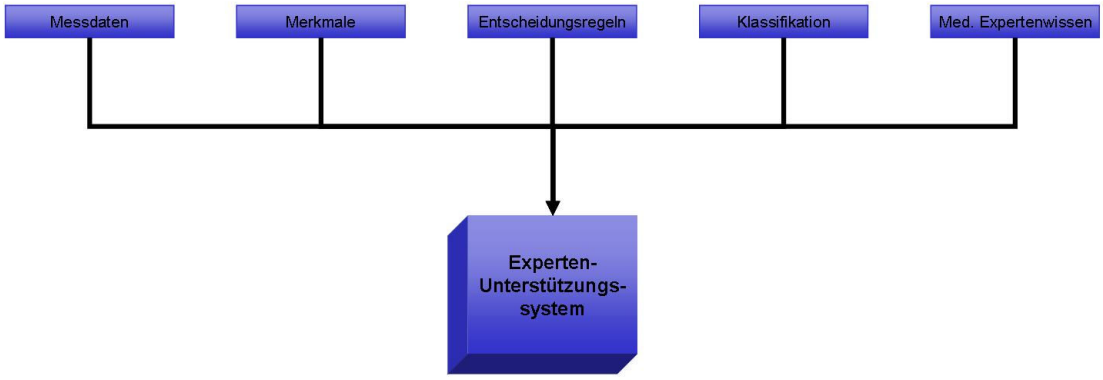


Bild 51:
Komponenten des Experten-Unterstützungssystems

Bild 51 zeigt die Komponenten des Experten-Unterstützungssystems, die über die Erklärungskomponente verknüpft werden. Hin zu kommt die Möglichkeit ein analoges Video, entsprechend des klassischen Diagnoseprozesses, synchron zum verwendeten technischen Messverfahren (Kapitel 4.2) aufzuzeichnen. Somit wird dem medizinischen Benutzer zusätzlich zur visuellen Beobachtung des Kindes während der Messdatenaufnahme Raum für eigene Einschätzungen und Interpretationen gegeben. Neben aller Analogie zur ärztlichen Diagnosestrategie und der darin enthaltenen Abstraktionsfähigkeit ist die durch die technischen Verfahren zusätzlich gewährleistete Objektivität als wesentlicher Vorteil hervorzuheben. Ein weiterer Pluspunkt ist die garantierte Vollständigkeit, d.h. Berücksichtigung aller relevanten Informationen, die sonst in dem ärztlichen Diagnoseprozess nicht gewährleistet werden kann [Kraiss 1998].

5.5 Fazit

Mit der entwickelten Methode zur Quantifizierung und objektiven Bewertung von Bewegungsstörungen beim Säugling steht ein vollständiges Mess- und Analyseverfahren zur Ver-

fügung, welches es dem medizinischen Anwender ermöglicht, anhand eines Experten-Unterstützungssystems von der Aufnahme der Messdaten bis zur Diagnosestellung alle Komponenten zu steuern und nachzuvollziehen. Das kognitive Entscheidungs- und Denkverhalten des Arztes im Diagnoseprozess wird modelliert. Dafür werden Erfahrungswissen aus einer Wissensbasis, gespeicherte und aktuelle Messwerte und logische Schlussfolgerungen mittels extrahierter Regeln zusammengeführt und quantifiziert ausgewertet. Das System erfüllt alle Anforderungen für eine zur Diagnoseunterstützung geeignete, quantitative Erfassung und Bewertung der Bewegung (Kapitel 2.4). Für die Anwendung ist somit kein aufwendig erworbenes medizinisches Spezialwissen notwendig. Das vorgestellte Verfahren basiert auf einer intuitiven und einfach in der klinischen Routine zu etablierenden Vorgehensweise.

Durch die Möglichkeit einer quantitativen Einordnung der motorischen Entwicklung eines Säuglings ist die entwickelte Methodik ein objektives Unterstützungselement bei der Frühdiagnose von Bewegungseinschränkungen, und es ist zu erwarten, dass dies zu einer deutlich zuverlässigeren Diagnosestellung führt.

6 Ergebnisse und erste klinische Validierung

Ziel ist, die in Kapitel 4 und 5 entwickelte Methodik anhand von realen Messdaten an Patienten bzw. Probanden in Hinblick auf die korrekte Funktionsweise und diagnostische Aussagekraft zu untersuchen und zu validieren. Mit dem entwickelten Messsystem, Kapitel 4, wurden Messungen durchgeführt und ein Norm- bzw. ein Patientenkollektiv aufgebaut. Anhand eines Teils des zur Verfügung stehenden Norm- und Patientenkollektives (Trainingsdatenbank) wurde die Parameterauswahl vorgenommen, Kapitel 5.2, und der Klassifikator trainiert, Kapitel 5.3. Abschließend werden bisher noch nicht verwendete Messungen (Evaluierungsdatenbank) ausgewertet.

6.1 Messprozedur

Der Säugling sollte während der Messung aktiv, aber unaufgeregt sein. Daher findet die Messung etwa eine Stunde nach der letzten Mahlzeit und ein bis zwei Stunden vor der nächsten Mahlzeit statt. Vor jeder Messung werden die Säuglinge zunächst entkleidet und Körperlänge, Kopfumfang, Oberarm-, Unterarm- und Handlänge, Oberschenkel-, Unterschenkel- und Fußlänge, sowie das Geburtsdatum, der errechnete Geburtstermin und das Gewicht festgehalten. Anschließend wird der Säugling analog zu [Prechtl 1997b, Prechtl 1997c, Prechtl 2001] in Rückenlage auf eine weiche, aber formstabile Unterlage gelegt. Die vier Beschleunigungssensoren werden mittels hautfreundlicher, klinisch zugelassener Doppelklebebänder an definierten Stellen am Körper des Probanden befestigt. Trotz der Klebebänder können relativ Bewegungen zwischen Sensor und Haut auftreten, diese sind aber aufgrund der geringen Sensormasse vernachlässigbar. Die Sensoren werden genau über der Projektion des Schwer-

punktes des Körper-Segmentes auf die Hautoberfläche platziert [Winter 1992], Bild 52. An den gewählten Stellen, Hand- und Fußrücken, können Verschiebungen zwischen Haut und Anatomie als vernachlässigbar klein angesehen werden [Winter 1992]. Zur einheitlichen Orientierung der Sensorkoordinatensysteme von Messung zu Messung, aber auch von Versuchsperson zu Versuchsperson, werden die Sensoren auf den Extremitäten so ausgerichtet, dass die positive y-Achse des Sensorkoordinatensystems distal zeigt. Der Kabelanschluss der Sensoren zeigt somit entlang der jeweiligen Extremitäten proximal in Richtung der Schulter bzw. der Hüfte (Bild 52 und Bild 53). Die Kabel werden nicht befestigt und lassen genügend Spielraum für die Bewegungen der Arme und Beine. Die Rückenlage des Kindes garantiert größtmögliche Freiheitsgrade für die Bewegung der Extremitäten. Die Raumtemperatur sollte zwischen 27 und 30 Grad Celsius betragen, damit der Säugling sich unbekleidet wohlfühlt und nicht zittert.

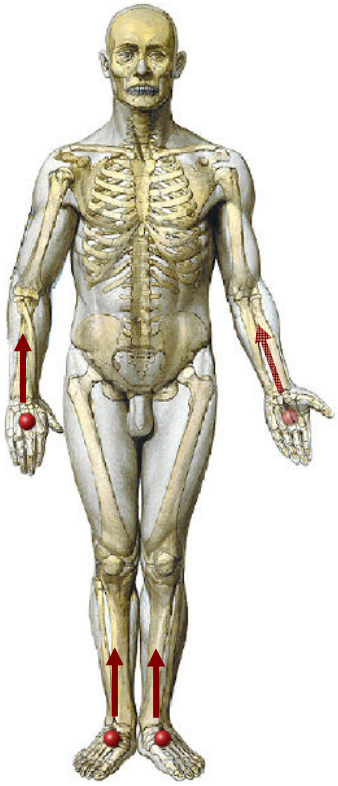


Bild 52:
Position der Sensoren und die Richtung der Kabel auf dem Körper [Putz 2002]

Die Aufzeichnungsdauer einer Messung liegt bei 2 Minuten. Pro Termin wurden 5 – 10 Messungen durch geführt. Zu jeder Messung wurde parallel ein Video aufgezeichnet, um den Gemütszustand des Kindes zu dokumentieren. In die Datenbanken wurden nur die Messungen aufgenommen, die ein unaufgeregtes, aktives Kind zeigten. Während der Aufzeichnung fand

keinerlei Ablenkung des Säuglings durch Spielzeug, Eltern oder den Betreuer der Messung statt, damit das Kind eine von externen Einflüssen freie Spontanmotorik zeigte.
Das positive Votum der zuständigen Ethik-Kommission wurde im Voraus eingeholt. Alle Eltern der Probanden erklärten vor Beginn der Messungen ihr Einverständnis, nach dem sie gemäß der Vorgaben der Ethik-Kommission über das Ziel der Studie aufgeklärt wurden. Zusätzlich hatten sie die Möglichkeit, zu jedem Zeitpunkt ohne Angabe von Gründen die Messungen abzubrechen.



Bild 53:
Messaufbau mit einem gesunden Säugling

6.1.1 Beschreibung des Patienten- und Probandenkollektivs

Das Kollektiv bestand aus einer Gruppe von 6 an IZP erkrankten Patienten (im Weiteren auch als „pathologisch“ oder „betroffen“ bezeichnet, mittleres Geburtsalter 29,25 Wochen, +/-4,2 Wochen, 3 weiblich, 3 männlich) und der Kontrollgruppe mit 23 gesunden Neugeborenen (im Weiteren auch als „norm“ oder „gesund“ beschrieben, mittleres Geburtsalter 39,6 Wochen, +/-1,4 Wochen, 12 weiblich, 11 männlich). Tabelle 11 gibt einen Überblick über die betroffenen Patienten.

Tabelle 11:
Überblick über die Patientengruppe

	Geschlecht	**Geburtsalter [Wochen]**	**Geburtsgewicht [g]**	**Geburtslänge [cm]**	**Apgar 5’/10’**	**Geburtstyp**	**Krankheits-Evidenz**
1.	f	35	3360	51	5/5	Spontan	perinatale Asphyxie
2.	m	28	1080	39	4/7	Sektion	periventrikuläre Leukomalazie

3.	f	29	1350	37	10/10	Sektion	periventrikuläre Leukomalazie
4.	m	25	740	30	6/7	Sektion	intraventrikuläre Hämorrhagie (Grad II, III und IV)
5.	f	28	1090	39	4/7	Sektion	intraventrikuläre Hämorrhagie (Grad II, III und IV)
6.	m	29	936	35	4/7	Sektion	periventrikuläre Leukomalazie

Alle Kinder wurden klinisch und neurologisch untersucht. Die Pathologie der betroffenen Kinder wurde durch Ultraschall-basierte Diagnostik, sowie Computer- oder Magnet-Resonanz-Tomographie untermauert. Die gesunden Probanden wurden anhand der unten stehenden Einschlusskriterien (Tabelle 12) in die Studie übernommen.

Tabelle 12:

Kriterien für die gesunde Kontrollgruppe

Familie:

- gesunde Mutter
- keine neurologischen Erkrankungen in der Familie
- keine Spätaborte in der Vorgeschichte

Schwangerschaft:

- Gestationsalter 40 +/- 2 SSW, ausreichend gesichert
- Schwangerschaftsverlauf komplikationslos
- Vorsorge ab 3.Monat regelmäßig dokumentiert
- keine Plazentaanomalie
- keine Blutungen
- kein Bluthochdruck
- keine Medikamente oder Drogen (inkl. Nikotin oder Alkohol)

Geburt:

- komplikationslos (Spontan oder Sektion)
- keine pathologischen CTG-Aufzeichnungen
- Blasensprung weniger als 12 Stunden vor Geburt
- keine Infektion (Strep-B-Prophylaxe zulässig)

Neugeborenes:

- Spontanatmung in der ersten Minute, alle Apgarwerte ≥ 8
- Nabelschnur-pH ≥ 7,25
- Geburtsgewicht ≥ 10. Perzentile
- Kopfumfang ≥ 10. Perzentile und ≤ 97. Perzentile
- maximaler Bilirubinwert ≤ 10mg/100ml

Für die vorliegende Fragestellung gibt es bis jetzt keinen objektiven Goldstandard, es steht nur ein subjektiver Vergleichstandard zur Verfügung. Somit wurden zur Überprüfung, dass die Kinder in den zwei Gruppen im Hinblick auf ihre klinische Diagnose korrekt eingeordnet

wurden, alle Diagnosen durch eine Nachuntersuchung nach 1.5 - 2 Jahren überprüft. Alle betroffenen Kinder entwickelten eine IZP nach [Krägeloh-Mann 2007], alle gesunden Kinder waren ohne pathologische Befunde. Es kann daher davon ausgegangen werden, dass alle Kinder korrekt diagnostiziert wurden. Somit kann die Konsistenz der zwei Gruppen als vertrauenswürdig angesehen werden.

In den ersten sechs Lebensmonaten nach der Geburt teilt sich die Entwicklung der gesunden Spontanmotorik in drei Phasen: Die „writhing“ Bewegungen werden während der ersten 8 Wochen, die „fidgety“ Bewegungen zwischen der sechsten und zwanzigsten Woche und schließlich die „voluntary“ Bewegungen beginnend ab der dreizehnten Woche postnatal beobachtet [Prechtl 2001]. Demzufolge wurden die Messungen im ersten, dritten und fünften, auf den errechneten Geburtstermin korrigierten, Lebensmonat der Kinder durchgeführt. Tabelle 13 gibt einen Überblick über die Anzahl der Kinder, die für jeden Messzeitpunkt zur Verfügung standen, sowie das durchschnittliche Alter mit Standardabweichung zu den Messzeitpunkten.

Tabelle 13:

Übersicht über die Kollektive zu den drei Untersuchungszeiträumen

1. Zeitraum	**gesund**	**pathologisch**
Anzahl Kinder	11	6
Mittleres Alter (Std. Abw.) in Tagen	24 (±4)	29 (±16)

2. Zeitraum	**gesund**	**pathologisch**
Anzahl Kinder	19	6
Mittleres Alter (Std. Abw.) in Tagen	87 (±20)	77 (±28)

3. Zeitraum	**gesund**	**pathologisch**
Anzahl Kinder	14	6
Mittleres Alter (Std. Abw.) in Tagen	147 (±14)	143 (±11)

6.2 Ergebnisse

In den vorangehenden Abschnitten wurde das zur Verfügung stehende Probanden- und Patientenkollektiv beschrieben. In einem ersten Schritt wurde die Altersabhängigkeit der Merkmale untersucht und mit dem zur Verfügung stehenden Expertenwissen abgeglichen (Abschnitt 6.2.1). Abschließend wird das resultierende Klassifikationsergebnis anhand der zur Verfügung stehenden Evaluationsdatenbank D_E , Tabelle 14, validiert (Abschnitt 6.2.2).

Tabelle 14:

Anzahl Messungen in der Evaluierungsdatenbank D_E pro Messzeitraum

Gesicherte Diagnose nach klin. Untersuchung	Anzahl Messungen		
	1. Zeitraum	**2. Zeitraum**	**3. Zeitraum**
gesund	34	51	40
pathologisch	19	20	16

6.2.1 Altersabhängigkeit

Die Entwicklung der Spontanmotorik bei gesunden und von IZP betroffenen Kindern wird ausführlich von Prechtl und Kollegen in der Literatur beschrieben [Ferrari 1998, Prechtl 1984, Prechtl 1990, Prechtl 1997c, Prechtl 2001]. Auf diesen Beobachtungen aufbauend wurden in einem ersten Schritt die vom genetischen Algorithmus zur Unterscheidung der Kinder im ersten Lebenshalbjahr als wesentlich extrahierten Bewegungsparameter auf ihre Fähigkeit zur Beschreibung der motorischen Entwicklung von Kindern mit und ohne IZP anhand der Evaluationsdatenbank D_E untersucht. Die altersabhängigen Veränderungen in den Merkmalen stellen eine objektive und quantitative Beschreibung für die Entwicklung der Spontanmotorik dar. Zusätzlich können über die Merkmale die sich verändernden Unterschiede in der motorischen Entwicklung zwischen gesunden und von IZP betroffenen Kindern erfasst werden: Sie zeigen die zu erwartenden, unterschiedlichen Entwicklungsschritte zwischen dem ersten, dritten und fünften Lebensmonat auf. Da sich weder in der Körpergröße, dem Körpergewicht oder der Länge der Extremitäten zwischen gesunden oder betroffenen Probanden zu den drei Messzeiträumen signifikante Unterschiede feststellen ließen, kann eine Beeinflussung durch unterschiedliche Masseverhältnisse ausgeschlossen werden. Zur Untersuchung der Unterschiede in den Bewegungsparametern zwischen den drei Altersgruppen sowie zwischen gesunden und betroffenen Kindern wurde die Analyse der Varianz (ANOVA) verwendet. Unterschiede auf einem Signifikanzniveau von $p < 0.05$ wurden als statistisch signifikant bewertet

[Sachs 2004]. Die statistische Analyse wurde mit der Statistik-Toolbox der Software MATLAB 7.5 des Herstellers The MathWorks durchgeführt.

6.2.1.1 Maximale Beschleunigung über alle Endeffektoren

Die maximale Beschleunigung über alle Endeffektoren (Parameter #1) fasst die maximalen Beschleunigungswerte der Gesamtbewegung aller Extremitäten zusammen. In dem Merkmal sind sowohl für die gesunden als auch für die betroffenen Säuglinge signifikante Veränderungen von der ersten zur zweiten Messung festzustellen (Tabelle 15). Zusätzlich ist bei der Gruppe der gesunden Probanden noch eine signifikante Veränderung zwischen der ersten und dritten Messung erkennbar. Insgesamt lässt sich bei den gesunden Kindern zum zweiten Messzeitpunkt eine signifikante Tendenz hin zu höheren Beschleunigungswerten erkennen (Bild 54), zum dritten Messzeitpunkt liegen die Werte auf gleichbleibendem Niveau mit kleiner werdender Streuung . Die geringere Streuung zum dritten Messzeitpunkt deutet an, dass die interindividuellen Unterschiede bezüglich dieses Merkmals immer weiter abnehmen.
Bei den betroffenen Patienten werden zum zweiten Messzeitpunkt signifikant höhere Beschleunigungswerte als beim ersten Messzeitpunkt ermittelt. Bei der dritten Messung liegt ein ähnlicher Wertebereich wie zum ersten Messzeitpunkt vor, allerdings mit sehr großer Streuung. Einen signifikanten Unterschied zwischen den beiden Gruppen lässt sich in diesem Parameter zu keinem Messzeitpunkt ermitteln, Tabelle 16. Während man bei den gesunden Kindern eine klare Entwicklung zu höheren Beschleunigungswerten über die drei Messzeitpunkte feststellen kann, entwickeln sich die betroffenen Kinder zur zweiten Messung zwar analog zu den gesunden, in der dritten Messung lässt sich keine klare Tendenz erkennen. Dies steht im Einklang mit den medizinischen Beschreibungen, in denen die betroffenen Säuglinge sich, je älter sie werden, umso unterschiedlicher bewegen.

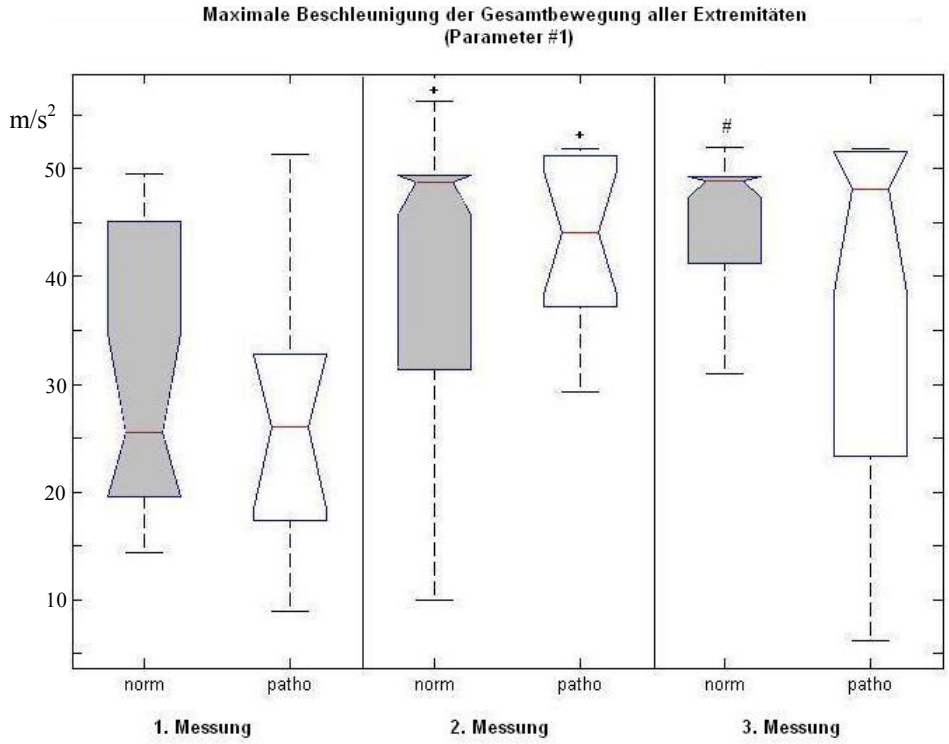


Bild 54:

Boxplot von Parameter #1 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘‘#’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

6.2.1.2 Maximale Geschwindigkeit über alle Endeffektoren

Mit Merkmal 2 wird die maximale Geschwindigkeit aller Endeffektoren berechnet. Bei den gesunden Kindern ist hier eine signifikante Veränderung zwischen zweiter und dritter Messung feststellbar. Die Geschwindigkeitsmaxima bleiben zu den ersten beiden Zeitpunkten nahezu auf gleichem Niveau, zur dritten Messung hin werden sie jedoch signifikant höher. Wie auch bei Prechtl et al. beschrieben, weisen gesunde Kinder in den Phasen der ‚writhing’- und ‚fidgety’-Bewegungen ähnliche, moderate Geschwindigkeiten auf, die dann während der Entwicklung zur Willkürmotorik hin ansteigen.

Im Gegensatz dazu kommt es bei den betroffenen Kindern zu signifikanten Veränderungen zwischen der ersten und zweiten, sowie zwischen der zweiten und dritten Messung. Dabei treten zur zweiten Messung vom Betrag her signifikant höhere Geschwindigkeitswerte auf, die im dritten Intervall wieder auf das Niveau der ersten Messung absinken. Die Erhöhung der Geschwindigkeit zum zweiten Messzeitpunkt ist ein Zeichen für die chaotischen oder stark

übertriebenen ‚fidgety'-Bewegungen, die betroffene Kinder nach Prechtl et al. in diesem Zeitraum aufweisen. Die Abnahme der maximalen Geschwindigkeitswerte im dritten Messzeitpunkt kann durch die beginnende Herausbildung der Spastik und der damit verbundenen Steifigkeit der Bewegung begründet sein. Bei diesem Parameter sind bei der ersten und bei der dritten Messung signifikante Unterschiede zwischen beiden Gruppen vorhanden. Zum ersten und zum dritten Messzeitpunkt sind die pathologischen Probanden signifikant langsamer als die gesunde Vergleichsgruppe.

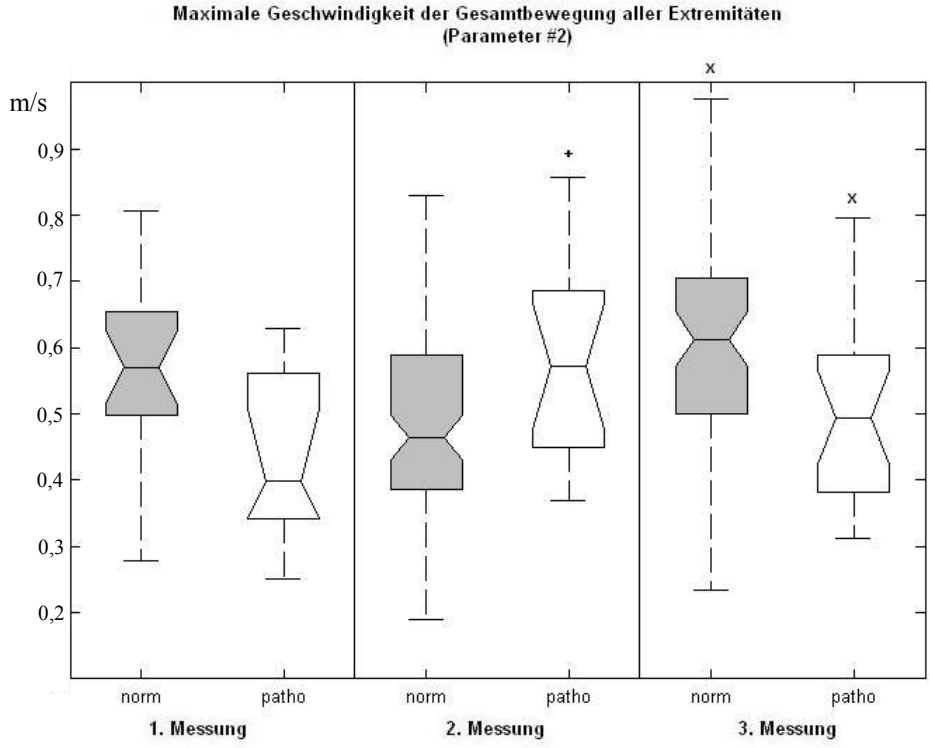


Bild 55:

Boxplot von Parameter #2 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm", grau) und betroffene („patho", weiß) Kinder ('+': Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, 'x': Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung)

6.2.1.3 Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren

Die mittlere Kreuzkorrelation zwischen den Beschleunigungen aller Extremitäten (Parameter #3) ist eine Möglichkeit, die Komplexität einer Bewegung zu beschreiben. Je höher der Wert, desto ähnlicher sind sich die Beschleunigungsprofile aller vier Extremitäten, d.h. je niedriger der Wert ausfällt, desto vielfältiger und komplexer sind die Bewegungen.

Bei den gesunden Probanden konnte ein signifikanter Unterschied zwischen dem zweiten und dritten, außerdem zwischen dem ersten und dritten Messzeitpunkt ermittelt werden. Über alle betrachteten Messzeiträume ist eine Entwicklung zu höheren Werten hin erkennbar, sowie eine leichte Verminderung der Streuung. Dies lässt die Folgerung zu, dass sich die gesunden Probanden von den vielfältigen und komplexen ‚writhing'- und ‚fidgety'-Bewegungen hin zu gleichförmigeren, synchronen, weniger komplexen Willkürbewegungen entwickeln. Allerdings bleiben die Amplitudenwerte der gesunden Kinder in der dritten Messung deutlich unter den Werten der betroffenen Säuglinge. Somit zeigt sich bei den gesunden Säuglingen eine signifikant geringere Entwicklung zu synchronen Bewegungen als bei den pathologischen Fällen.

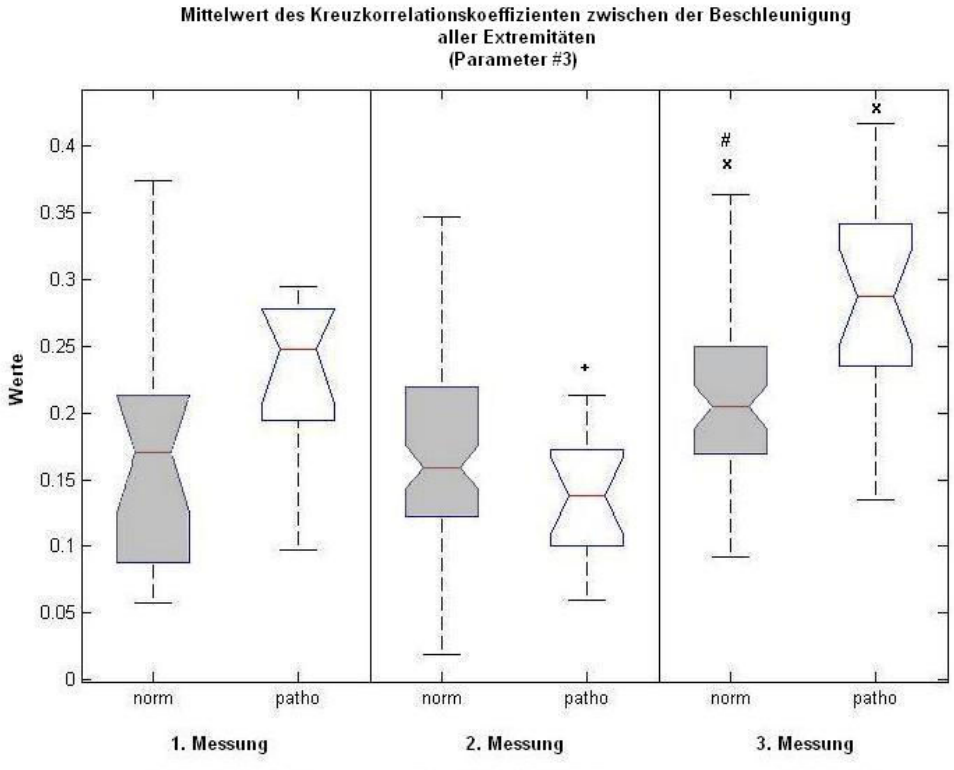


Bild 56:

Boxplot von Parameter #3 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm", grau) und betroffene („patho", weiß) Kinder ('+': Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, 'x': Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung, ''#': Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

Eine signifikante Verminderung der Werte der Kreuzkorrelationsfunktion ist für betroffene Probanden zwischen dem ersten und zweiten Messzeitpunkt zu erkennen. Zu diesem Zeit-

punkt zeigen die betroffenen Kinder somit weniger gleich beschleunigte Bewegungen, d.h. es liegen beispielsweise typische chaotische Extremitätsbewegungen oder unkoordiniertes Zappeln vor [Prechtl 2001]. Vom zweiten zum dritten Messzeitpunkt kommt es zu signifikant höheren Werten. Diese sprechen für stark synchrone Extremitätenbewegungen mit einem gleichförmigen Beschleunigungsprofil. Signifikante Unterschiede zwischen den beiden Kollektiven liegen bei diesem Parameter zur ersten und, wie bereits erwähnt, zur dritten Messung vor. In beiden Messungen zeigen pathologische Probanden deutlich stärker gleichförmige Bewegungsprofile als die gesunden Kinder. Während zur ersten Messung die krampfsynchronisierten Bewegungen bei den Betroffenen überwiegen, zeigen die Gesunden in den ‚writhing'-Bewegungen Geschmeidigkeit mit hoher Komplexität und Variation.

6.2.1.4 Schiefe der Beschleunigungsverteilung der Füße

Die statistische Schiefe der Beschleunigung (Parameter #4) gibt die Verteilung der Beschleunigung der Bewegung der unteren Extremität wieder, Kapitel 5.1.1. Signifikante Entwicklungsschritte sind hier nur bei den gesunden Probanden zu ermitteln, hier aber über alle Messzeitpunkte. Die Schiefe der Beschleunigungswerte steigt signifikant über alle drei Messungen. Das heißt, dass generell niedrige Beschleunigungswerte in der Bewegung der Füße überwiegen (linkssteile Verteilung), allerdings von Untersuchungszeitraum zu Untersuchungszeitraum signifikant höhere Absolutbeschleunigungswerte auftreten.
Auch bei den betroffenen Säuglingen liegt eine linkssteile Verteilung vor, allerdings liegen die Werte größtenteils unterhalb derer der gesunden Kinder. Bei den Betroffenen besteht also ein größerer Teil der Beschleunigungswerte aus ähnlichen Werten.
Dies deutet bei den gesunden Kinder auf langsame, harmonische Bewegungen mit variabler, aber moderater Beschleunigung [Prechtl 2001] und bei den betroffenen auf krampfsynchronisierte oder spastische Bewegungen mit einem größeren Anteil höherer, immer wieder auftretender und gleicher Beschleunigungswerte. Das wiederum spricht für einförmige, weniger variantenreiche Bewegungen. Die beiden Gruppen können anhand des Parameters der Schiefe der Beschleunigung der Füße allerdings zu keinem Messzeitpunkt signifikant unterschieden werden.

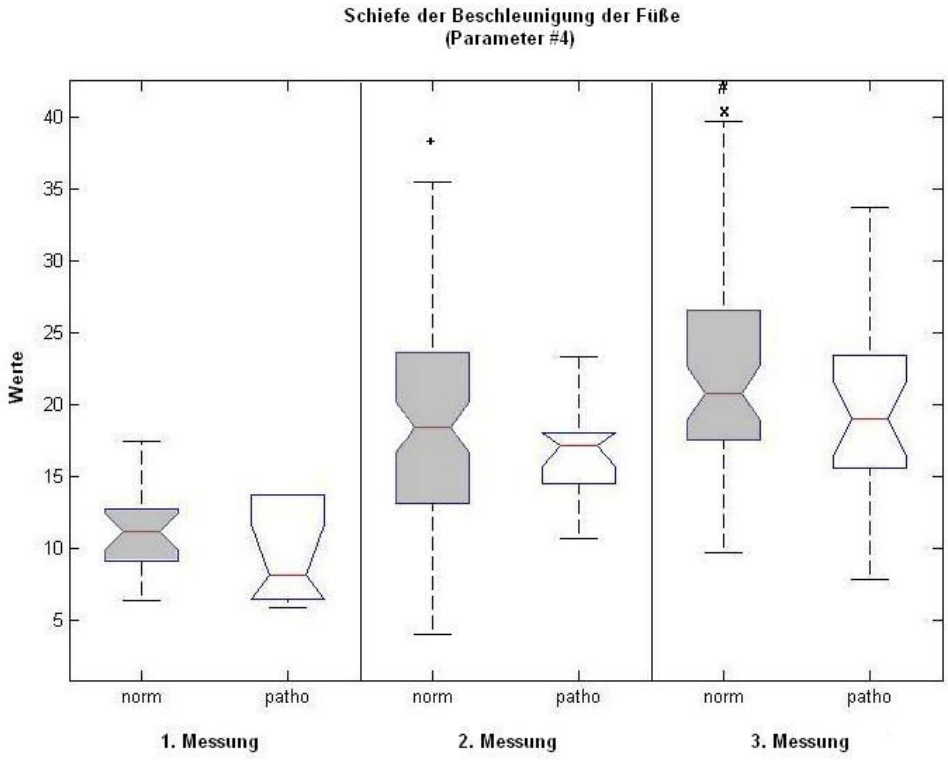


Bild 57:

Boxplot von Parameter #4 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung, ‘‘#’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

6.2.1.5 Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LF und RF

Anhand der Korrelation zwischen den Beschleunigungen des linken und des rechten Fußes (Parameter #5) wird wie durch die mittlere Kreuzkorrelation der Beschleunigung aller Extremitäten (Parameter #3) ein Maß für die die Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils der Fußbewegungen beschrieben. Die Korrelationswerte der gesunden Kontrollgruppe entwickeln sich über alle 3 Messzeitpunkte signifikant hin zu höheren Werten. Das Beschleunigungsprofil der Füße wird also immer ähnlicher und wirkt damit koordiniert aber auch varianten-ärmer. Dies wird durch Prechtl et al. als fließend-elegante Bewegung beschrieben. Bei den pathologischen Probanden kommt es zu einem signifikanten Absenken der Werte während des zweiten Messzeitpunkts. Das bedeutet ein unterschiedlicheres Beschleunigungsprofil der Füße, die Bewegung wirkt chaotisch und unruhig. Zum 5. Monat hin steigen die Werte zwar wieder signifikant an, liegen aber deutlich unterhalb der Werte der gesunden Kontrollgruppe. Die

Tendenz zu geschmeidigen Fußbewegungen ist also zu erkennen, sie ist aber in der zweiten und dritten Messung signifikant schwächer ausgeprägt als bei der gesunden Gruppe.

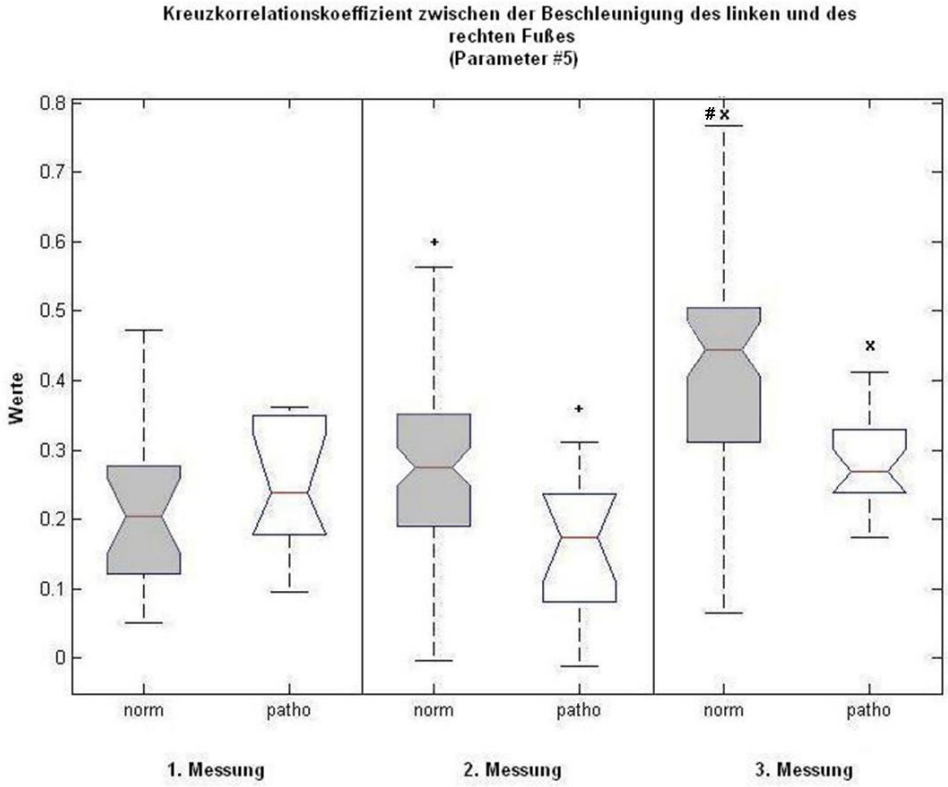


Bild 58:

Boxplot von Parameter #5 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung, ‘‘#’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

6.2.1.6 Fläche außerhalb des Mittelwerts der Geschwindigkeit der Füße

Die Fläche der Geschwindigkeit außerhalb des Mittelwertes (Parameter #6) berechnet die durchschnittlich zurückgelegte Strecke der Füße. Wie unter physiologischen Gesichtspunkten wie das Größenwachstum zu erwarten, findet bei den gesunden Kindern eine signifikante Weiterentwicklung zu höheren Werten über alle Messzeiträume statt. Es liegt eine Entwicklung zu immer raumgreifenderen Bewegungen vor. Innerhalb der pathologischen Vergleichsgruppe sind dagegen keine signifikanten Unterschiede für die verschiedenen Messzeitpunkte ermittelbar. Signifikante Unterschiede zwischen den beiden Kollektiven sind zur zweiten und dritten Messung vorhanden. Zur ersten Messung sind die Werte der beiden Gruppen noch ähnlich, danach verbleiben die der pathologischen allerdings auf einem niedrigen Niveau, es

ist also keine Weiterentwicklung erkennbar. Es wird deutlich, dass sich gesunde Kinder schneller und individueller entwickeln, während bei betroffenen Kindern die Bewegungsabläufe gleichbleibend sind. Dies verdeutlicht auch die Aussage von Prechtl et al., dass eine Unterscheidung zwischen gesunden und pathologischen Kindern mit zunehmenden Alter immer einfacher wird.

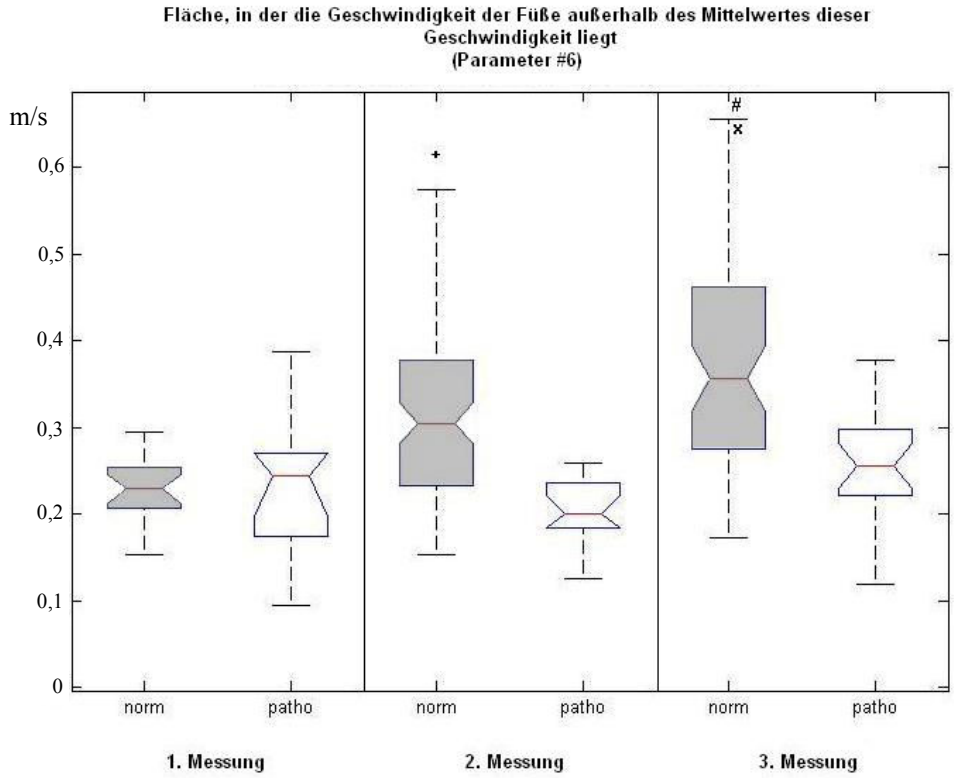


Bild 59:

Boxplot von Parameter #6 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung, ‘‘#’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

6.2.1.7 Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Füße

Die Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Füße (Parameter #7) ist ein anschauliches Maß für die Variabilität und Vielfältigkeit der Fußbewegung der Kinder (Kapitel 5.1.1). Während bei den gesunden Probanden signifikante Entwicklungsschritte zwischen allen Messzeitpunkten zu beobachten sind, treten diese bei den pathologischen Säuglingen nicht auf. Betroffene können mit Hilfe dieses Merkmals zum zweiten und dritten

Messzeitpunkt signifikant von gesunden Kindern unterschieden werden. Ein höherer Wert dieses Parameters bedeutet eine höhere Variation und Variabilität der Geschwindigkeit und lässt somit auf ein vielfältiger strukturiertes Bewegungsbild schließen. In der Parameterentwicklung zeigt sich deutlich, dass sich die Bewegung der gesunden Probanden durchweg variantenreicher und vielfältiger entwickelt, wohingegen die betroffenen Kinder in einförmigen Bewegungsmustern verharren.

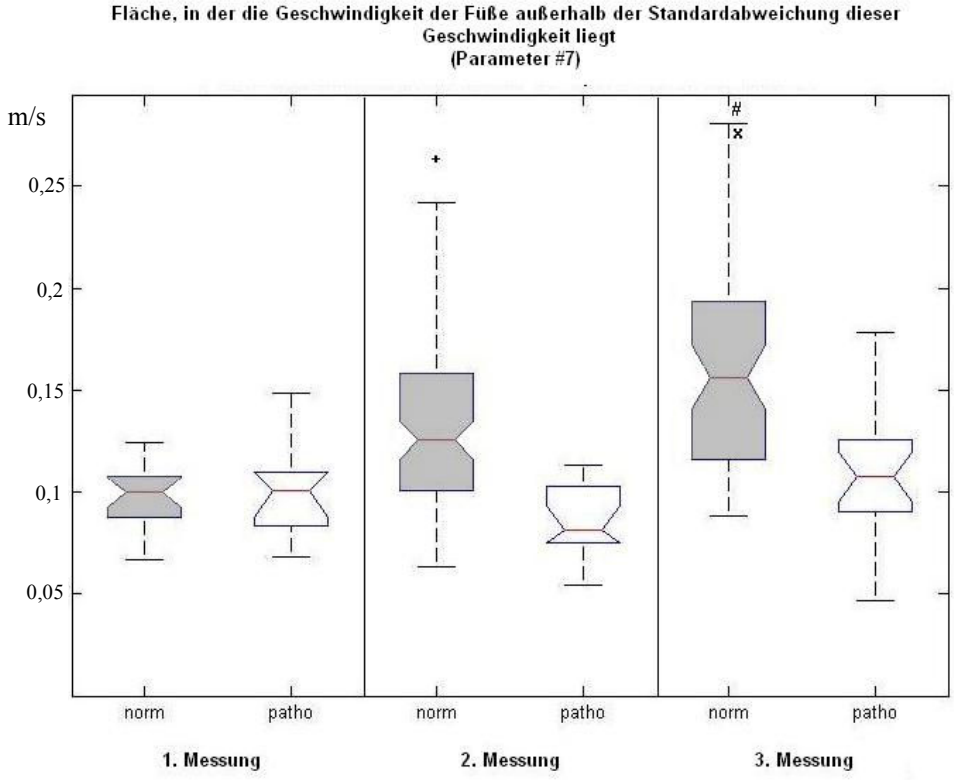


Bild 60:

Boxplot von Parameter #7 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung, ‘‘#’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

6.2.1.8 Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH

Ein Merkmal zur Charakterisierung der Bewegung der Hände ist der Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen der linken und rechten Hand (Parameter #8). Analog zum Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung der Füße (Parameter #5) wird damit die Ähnlichkeit der Beschleunigungsprofile der Bewegung der Hände beschrieben. Im Vergleich

zu den Werten der Füße liegen die Werte der Hände etwas niedriger, da die Bewegungen einer Hand häufiger unabhängig von der anderen ablaufen als bei den Füßen [Michaelis 1999]. Bei den gesunden Probanden liegt wie bei den Füßen eine stetige Entwicklung zu höheren Werten vor. Es findet ebenfalls eine Entwicklung zu synchroneren Beschleunigungsprofilen statt, diese fällt aber geringer aus als bei den pathologischen Fällen.
Die Entwicklung der gesunden Kinder, die zwischen dem zweiten und dritten Messzeitpunkt, sowie dem ersten und dritten signifikant ist, zeigt, dass die Bewegungen zielgerichteter werden und dazu beide Hände gleichartig genutzt werden.

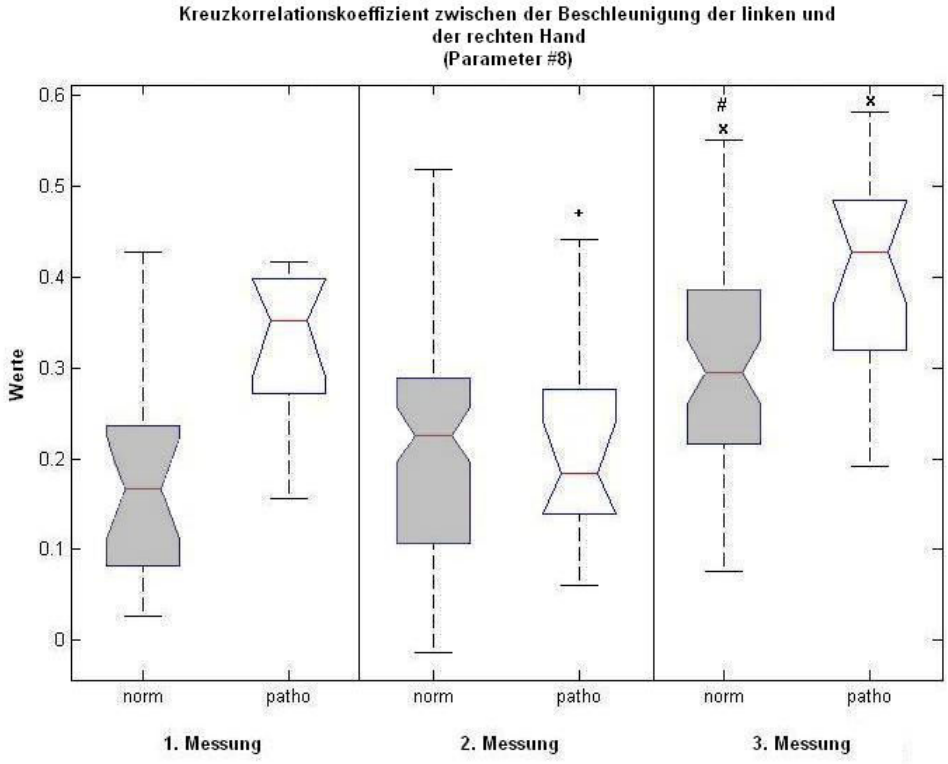


Bild 61:
Boxplot von Parameter #8 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung, ‘‘#’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

Bei den betroffenen Fällen sind signifikante Entwicklungen zwischen der ersten und zweiten, sowie der zweiten und dritten Messung erkennbar. Von der ersten zur zweiten Messung entwickeln sie sich von synchroneren zu weniger synchronen Beschleunigungsprofilen, das Bewegungsbild wirkt chaotischer. Zur dritten Messung liegen dann wieder synchrone, also

gleichförmigere Profile vor. Die Kinder können zur ersten und zur dritten Messung signifikant unterschieden werden. Hier liegen die Werte betroffener Kinder deutlich über denen der gesunden Altersgenossen.

6.2.1.9 Kreuzkorrelationskoeffizient der Geschwindigkeit von LH und RH

Bei dem Kreuzkorrelationskoeffizienten zwischen der Geschwindigkeit der linken und rechten Hand (Parameter #9) liegen alle Werte sowohl der verschiedenen Messzeitpunkte als auch der beiden Gruppen nahe beieinander. So kann nur ein signifikanter Entwicklungsschritt vom zweiten zum dritten Messzeitpunkt bei den gesunden Kindern ermittelt werden.

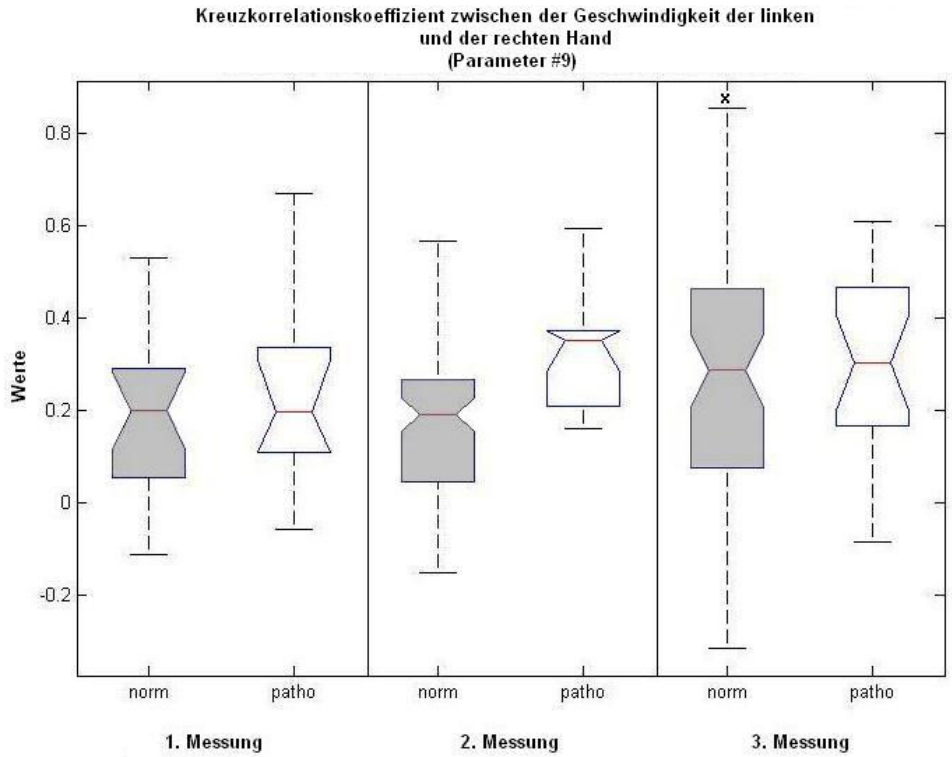


Bild 62:

Boxplot von Parameter #9 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung)

Die Säuglinge entwickeln demnach ein ähnlicheres Geschwindigkeitsprofil der Hände bedingt durch das Auftreten zielgerichteter Bewegungen mit beiden Händen während der dritten Messung. Allerdings ist eine signifikante Differenzierung der Gruppen nur durch die zweite Messung möglich.

6.2.1.10 Fläche außerhalb der Standardabweichung der Geschwindigkeit der Hände

Dieser weitere Parameter zur Charakterisierung der Handbewegung ermittelt die Fläche, in der die Geschwindigkeitswerte der Hände außerhalb der Standardabweichung liegen (Parameter #10). Ebenso wie der analoge Parameter für die Füße (Parameter #7) wird auch im Fall der Hände die Vielfältigkeit der Bewegung erfasst.

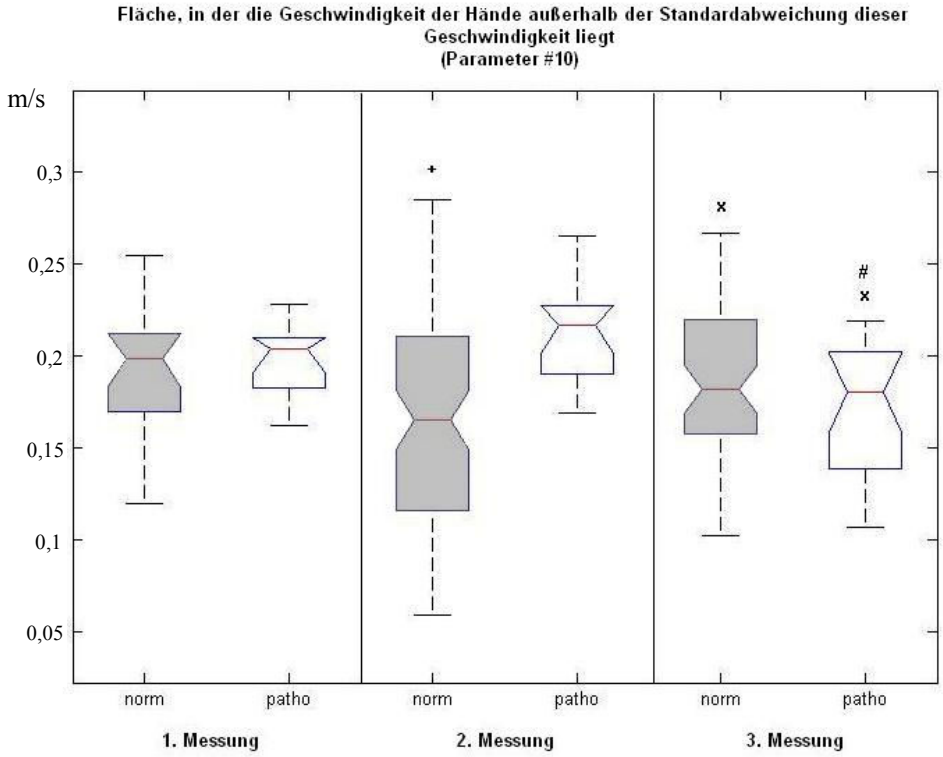


Bild 63:

Boxplot von Parameter #10 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung, ‘‘#’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und dritter Messung)

Signifikante Entwicklungsschritte sind für gesunde Kinder zwischen erstem und zweitem und zweitem und drittem Betrachtungszeitpunkt vorhanden. In der zweiten Messung kommt es zu einem signifikanten Anstieg der Streuung und einer Absenkung des Medians. Die Bewegungsbandbreite ist innerhalb der Gruppe der gesunden Kinder groß, die Bewegungen können als abwechslungsreich oder ideenreich bezeichnet werden. Dies steht im Einklang zu den Beobachtungen der ‚fidgety’-Bewegungen von Prechtl et al. zu diesem Alter [Prechtl 2001]. Vom zweiten zum dritten Zeitpunkt kommt es zu einer signifikanten Verringerung der Streu-

ung und einem leichten Anstieg des Medians. Die Kinder bewegen sich interindividuell wieder ähnlicher, da sich die Willkürmotorik ausbildet.
Bei den Betroffenen kommt es dagegen zwischen der zweiten und dritten sowie der ersten und dritten Messung zu signifikanten Veränderungen. Die Ausprägungen des Merkmals der pathologischen Gruppe steigen zur zweiten Messung nicht signifikant an, um dann signifikant in der dritten Messung zu fallen. Damit zeigen betroffene Säuglinge zur zweiten Messung etwas variantenreichere, übereinstimmend mit Prechtl et al. chaotischere Bewegungen, und zum dritten Zeitpunkt dann signifikant variantenärmere, nach Prechtl et al. monotone Bewegungsformen. Die Werte von gesunden und pathologischen Kindern unterscheiden sich zum zweiten Zeitpunkt signifikant. Die betroffenen Kinder bewegen sich signifikant variantenreicher oder chaotischer als die gesunde Vergleichsgruppe.

6.2.1.11 Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und LF

Der Parameter beschreibt die Ähnlichkeit der Beschleunigung des linken Fußes und der linken Hand (Parameter #11) anhand des Kreuzkorrelationskoeffizienten. Die Werte der gesunden Probanden liegen zu allen Messzeitpunkten auf einem ähnlichen niedrigen Niveau, somit können auch keine Signifikanzen ermittelt werden. Das heißt, es liegen gleichbleibend unähnliche Beschleunigungsprofile zwischen der linken Hand und dem linken Fuß vor. Dies bedeutet, dass die Extremitäten der linken Körperseite zur gleichen Zeit mit sehr unterschiedlichen Beschleunigungen bewegt werden. Das lässt auf eine variantenreiche Bewegung von Händen und Füßen schließen, Ähnlichkeiten zwischen den Hand- und Fußbewegungen treten also kaum auf. Dahingegen sind bei den betroffenen Säuglingen signifikante Entwicklungen zwischen dem ersten zum zweiten und zwischen dem zweiten und dritten Zeitpunkt vorhanden: Es liegt eine abnehmende Synchronität der Beschleunigungsprofile zur zweiten Messung vor, dort ist die Bewegung vergleichbar variantenreich wie die der gesunden Säuglinge. In der dritten Messung sind sich die Bewegungen im Beschleunigungsprofil noch ähnlicher als zur ersten Messung, d.h. es besteht eine größere Ähnlichkeit zwischen den Beschleunigungen der linksseitigen Extremitäten. Zwischen den beiden Gruppen lässt sich zum dritten Betrachtungszeitpunkt ein signifikanter Unterschied feststellen. Hier besteht eine maximale Entfernung zwischen gesunder und pathologischer Entwicklung in diesem Merkmal.

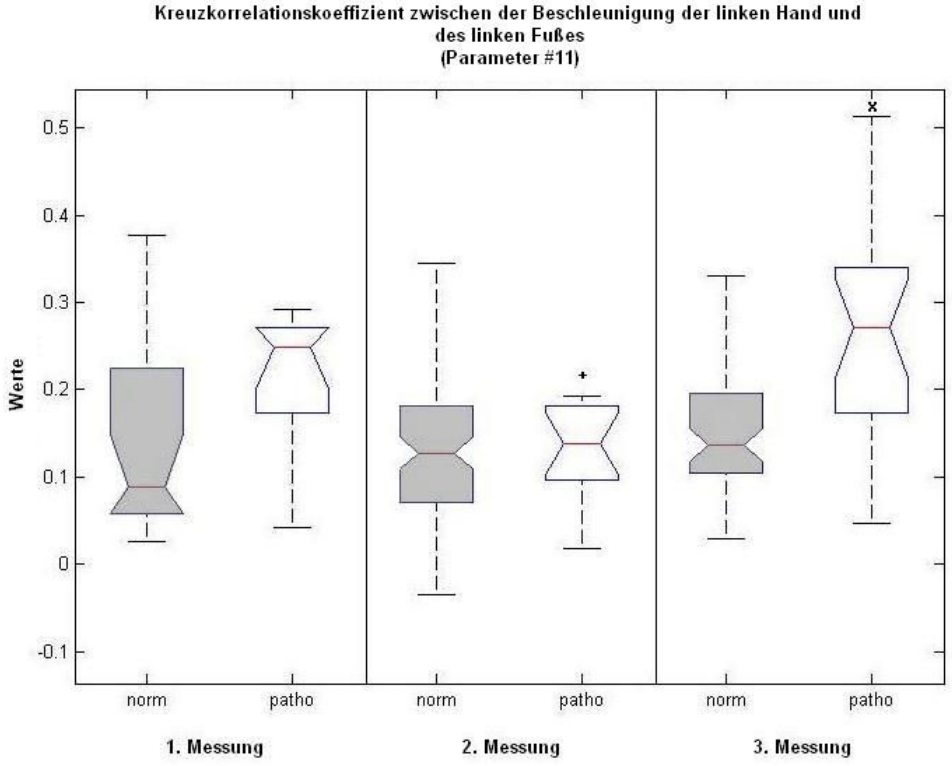


Bild 64:

Boxplot von Parameter #11 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung)

6.2.1.12 Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF

Der Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen der linken Hand und dem rechten Fuß (Parameter #12) betrachtet die Ähnlichkeit der diagonal-contralateralen Extremitäten und charakterisiert somit die Unabhängigkeit der Bewegungen von Armen und Beinen. Wie schon bei der seitengleichen Betrachtung der Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils von Hand und Fuß (Parameter #11) verändert sich das Merkmal über den Messzeitraum für die gesunden Probanden nur minimal und nicht signifikant. Es handelt sich also um eine gleichbleibend unähnliche und variable Bewegung zwischen linker Hand und rechtem Fuß, wie dies auch bei Prechtl et al. beschrieben wurde. Anders stellt sich das jedoch bei den betroffenen Patienten dar. Hier gibt es signifikante Entwicklungen zwischen dem ersten und zweiten sowie dem zweiten und dritten Messzeitpunkt. Zum zweiten Messzeitpunkt ähneln die Werte der der Normgruppe und liegen signifikant unter den Werten der ersten Messung. Nach Prechtl et al. findet hier der Wechsel von krampf-synchronen zu chaotischen Bewegun-

gen statt. Zur dritten Messung ähneln sich die Beschleunigungsprofile mehr als zur ersten Messung und liegen signifikant über den Werten der zweiten Messung und über denen der gesunden Kinder. Hier entwickelt sich dem Alter der Kinder entsprechend monotone und einförmige Willkürmotorik [Flehmig 2001]. Der Entwicklungsabstand zwischen den beiden Gruppen ist wieder zur dritten Messung signifikant erfassbar.

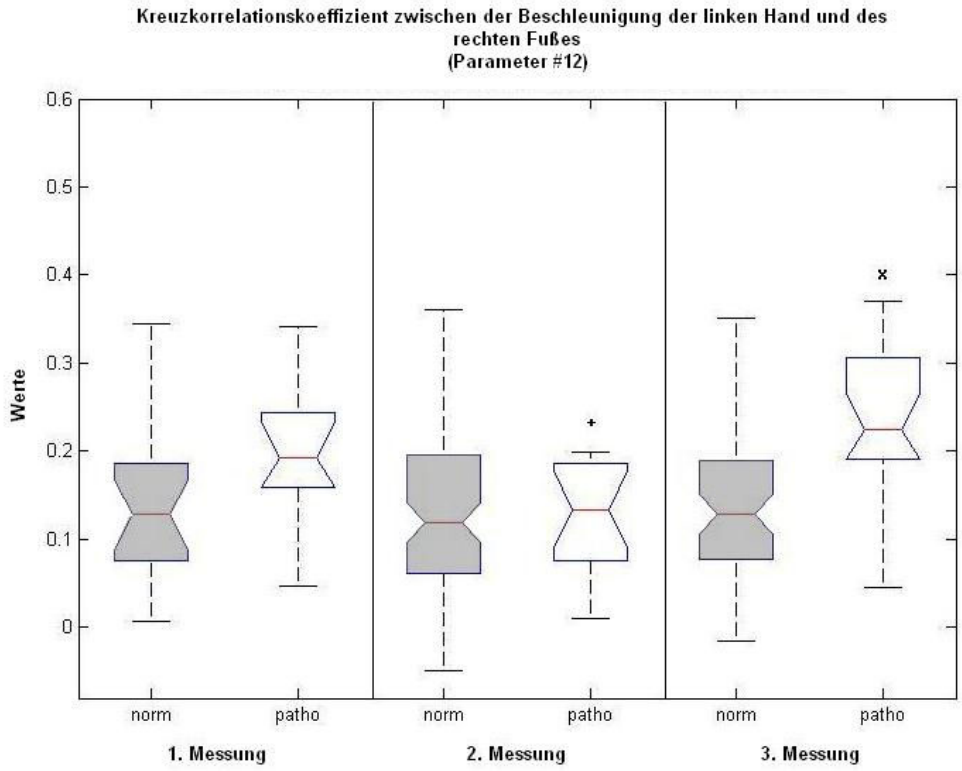


Bild 65:

Boxplot von Parameter #12 zu den drei Messzeitpunkten für gesunde („norm“, grau) und betroffene („patho“, weiß) Kinder (‘+’: Signifikanter Unterschied zwischen erster und zweiter Messung, ‘x’: Signifikanter Unterschied zwischen zweiter und dritter Messung)

6.2.1.13 Zusammenfassung

In allen Merkmalen mit Ausnahme der Merkmale #1 und #4 weisen die beiden Gruppen „norm“ und „patho“ eine unterschiedliche Werteentwicklung über die Zeit auf. Für alle diese Merkmale gilt, dass eine Veränderung innerhalb der Merkmale der pathologischen Fälle über der Zeit immer abweichend von der Veränderung der Merkmale innerhalb der gesunden Gruppe stattfindet. In der Gruppe der betroffenen Kinder treffen für die Merkmale #5 bis #7 die Veränderungen nicht zu, die innerhalb der gesunden Gruppe beobachtet werden. Die

Werte der betroffenen Kinder liegen zu jedem Zeitpunkt meist deutlich unter denen der gesunden. Innerhalb der Merkmale #8, #11 und #12, für welche die gesunden Kinder nur wenige Veränderungen aufweisen, zeigen die betroffenen Kinder eine deutliche Entwicklung. Die Werte der betroffenen Kinder liegen meist deutlich über denen der gesunden. Die Merkmale #2, #3, #9 und #10 nehmen bei beiden Gruppen über den gesamten Messzeitraum vergleichbare Werte an, weisen aber innerhalb eines jeden Messzeitraums ganz unterschiedliche Werte zwischen den Gruppen auf. Dies spiegelt sich auch in Tabelle 16 (Abschnitt 6.2.1) wieder. Tabelle 16 zeigt die signifikanten Entwicklungen innerhalb der Parameter zwischen gesunden und betroffenen Kindern zu jedem der Messzeitpunkte. Zur ersten Messung sind die Merkmale #2, #3 und #8 signifikant unterschiedlich zwischen gesunden und betroffenen Kindern. Zum zweiten Messzeitpunkt weisen 5 andere Merkmale (#5, #6, #7, #9 und #10) Signifikanzen auf. Somit sind die beiden Gruppen hier leichter zu unterscheiden als zur ersten Messung. Am dritten Messzeitpunkt sind schließlich 8 Merkmale (#2, #3, #5, #6, #7, #8, #11 und #12) signifikant verschieden, so dass die Möglichkeit zwischen den beiden Gruppen ‚norm' und patho' zu unterscheiden noch mal deutlich zugenommen hat.

Tabelle 15:

Signifikante Unterschiede zwischen den drei Untersuchungszeiträumen (1. Monat, 3. Monat, 5. Monat) in den extrahierten Parametern für die gesunden Kinder (norm) und die betroffenen Kinder (patho); Signifikanzen auf einem Signifikanzniveau von $p < 0.05$ sind mit ‚x' markiert.

Parameter		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
norm													
Zeitraum	1 vs. 2	x	0	0	x	x	x	x	0	0	x	0	0
	1 vs. 3	x	0	x	x	x	x	x	x	0	0	0	0
	2 vs. 3	0	x	x	x	x	x	x	x	x	x	0	0
patho													
Zeitraum	1 vs. 2	x	x	x	0	x	0	0	x	0	0	x	x
	1 vs. 3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	x	0	0
	2 vs. 3	0	x	x	0	x	0	0	x	0	x	x	x

Diese Beobachtungen werden ebenfalls in der Literatur beschrieben. [Einspieler 1997, Ferrari 2002, Prechtl 1984, Prechtl 1990, Prechtl 1997, Prechtl 1997b, Prechtl 1997c]. Da sich weder in der Körpergröße, dem Körpergewicht oder der Länge der Extremitäten zwischen gesunden oder betroffenen Probanden zu den drei Messzeiträumen signifikante Unterschiede feststellen

ließen, kann eine Beeinflussung durch unterschiedliche Masseverhältnisse ausgeschlossen werden. Für die Auswertung der Merkmale wurden signifikante Unterschiede innerhalb der Merkmale für die zwei Gruppen ‚gesund' und ‚pathologisch' zwischen dem ersten, zweiten und dritten Messzeitpunkt ermittelt, Tabelle 15.
Anschließend wurden die Merkmale auf signifikante Unterschiede zwischen den beiden Gruppen ‚gesund' und ‚pathologisch' über die drei Messzeitpunkte untersucht, Tabelle 16.

Tabelle 16:
Signifikante Unterschiede in den extrahierten Parametern zwischen den gesunden und den betroffenen Kindern zu den drei Untersuchungszeiträumen (1. Monat, 3. Monat, 5. Monat); Signifikanzen auf einem Signifikanzniveau von $p < 0.05$ sind mit ‚x' markiert.

Parameter	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1. Zeitraum	0	x	x	0	0	0	0	x	0	0	0	0
2. Zeitraum	0	0	0	0	x	x	x	0	x	x	0	0
3. Zeitraum	0	x	x	0	x	x	x	x	0	0	x	x

6.2.2 Objektive Überprüfung der Klassifikationsleistung

Um eine sinnvolle Aussage über die Qualität eines Klassifikators treffen zu können, werden besonders in medizinischen Fragestellungen neben der Korrektklassifikationsrate, bezogen auf alle Trainingsmuster, auch die jeweiligen Erkennungsraten für die einzelnen Klassen bestimmt. Daher wird allgemein zwischen folgenden Kenngrößen unterschieden:

- Sensitivität
- Spezifität
- positiver Prädiktionswert
- negativer Prädiktionswert
- Korrektklassifikationsrate für alle Messungen

Die Sensitivität bezeichnet die Wahrscheinlichkeit, dass ein Muster der selten auftretenden Klasse richtig klassifiziert wird. Beim vorliegenden medizinischen Problem entspricht dies der Wahrscheinlichkeit, dass die Daten eines Kindes mit IZP auch als pathologisch klassifiziert werden. Entsprechend beschreibt die Spezifität die Wahrscheinlichkeit, dass ein Muster der anderen Klasse korrekt klassifiziert wird. Für das untersuchte Problem gilt demnach Tabelle 17. Sensitivität und Spezifität als Gütekriterien eines diagnostischen Tests nehmen im Idealfall, wenn alle Evaluierungsergebnisse richtig sind, den Wert 1 (100%) an.

Tabelle 17:

Berechnung von Sensitivität und Spezifität

		Gold Standard	
		Proband erkrankt	**Proband gesund**
Einstufung des Klassifikators	**“pathologisch”**	„richtig positiv“ a	*„falsch positiv“* *b*
	„gesund“	*„falsch negativ“* *c*	„richtig negativ“ d
Sensitivität = a /(a + c) Spezifität = d /(b + d)			

Mit Hilfe des Prädiktionswertes wird die Wahrscheinlichkeit für das Vorliegen der betrachteten Erkrankung bei einer Person angegeben. Während die Sensitivität bzw. Spezifität die Wahrscheinlichkeit dafür liefert, dass Erkrankte bzw. Gesunde mit Hilfe des Tests richtig klassifiziert werden, so liefert der Prädiktionswert eine Erkrankungs- bzw. Gesundheitswahrscheinlichkeit für den untersuchten Probanden. Der positive Prädiktionswert beantwortet die Frage: Falls mein Patient einen positives Testergebnis hat, wie hoch ist die Wahrscheinlichkeit, dass er die Krankheit tatsächlich hat? Der positive bzw. negative Prädiktionswert ist somit abhängig von der Sensitivität und Spezifität eines Tests sowie von der Prävalenz der betrachteten Erkrankung. Der positive Prädiktionswert (PPV, positive predictive value) entspricht der Erkrankungswahrscheinlichkeit bei positivem Test. Dies bedeutet im vorliegenden Fall also die Wahrscheinlichkeit, dass bei der Klassifikatoreinschätzung „pathologisch“ auch tatsächlich eine IZP-Erkrankung vorliegt. Je spezifischer ein Klassifikator, desto höher der PPV aber nur, wenn auch die Erkrankungswahrscheinlichkeit (Prävalenz) hoch ist. Der negative Prädiktionswert (NPV, negative predictive value) gibt analog bei einer Klassifikatorbewertung „gesund“ die Wahrscheinlichkeit für einen Probanden an, nicht erkrankt zu sein. Je sensitiver ein Test, desto höher der NPV. Dies gilt aber nur, wenn die Erkrankungswahrscheinlichkeit gering ist. Nach Tabelle 17 ergeben sich die Prädiktionswerte zu

$$\begin{aligned} \text{positiver Prädiktionswert} &= \frac{a}{a+b} \\ \text{negativer Prädiktionswert} &= \frac{d}{c+d} \end{aligned} \tag{38}$$

Die Korrektklassifikationsrate (accuracy) für die Evaluierungsdatenbank berechnet sich zu

$$\text{Korrektklassifikationsrate} = \frac{a+d}{a+b+c+d} \tag{39}$$

Die fünf Gütekriterien, die anhand der trainierten Klassifikatoren mit den bisher unbekannten Messungen (Tabelle 14) erzielt werden, stellt Tabelle 18 dar.

Tabelle 18:

Klassifikationsergebnisse unter Verwendung der trainierter Entscheidungsbäume

	1. Messung	**2. Messung**	**3. Messung**
Sensitivität	100%	100%	100%
Spezifität	83%	86%	89%
Korrektklassifikationsrate	89%	88%	92%
Positiver Prädiktionswert	75%	50%	71%
Negativer Prädiktionswert	100%	100%	100%

Bei gleichbleibender hoher Sensitivität steigt die Spezifität über den Messzeitraum kontinuierlich an. Die Korrektklassifikationsrate hat einen leichten Rückgang zum 2. Messzeitpunkt, steigt zum dritten aber über den Wert zur ersten Messung. Die Prädiktionswerte zeigen durch die Abhängigkeit von Sensitivität und Spezifität ein analoges Verhalten. Die Evaluierungsdatenbank erzielte für den ersten Messzeitpunkt einen positiven Prädiktionswert von 75% und einen negativen von 100%. Beim zweiten Messzeitpunkt konnte nur ein positiver Prädiktionswert von 50% ermittelt werden, wohingegen der negative Prädiktionswert erneut 100% erreicht. Im dritten Messzeitpunkt hat der positive Prädiktionswert einen Betrag von 71% und der negative erneut 100% [Heinze 2010]

6.2.3 Erklärungskomponente: Patientenbeispiel

Für eine erste Validierung wurde die Funktionsweise der Erklärungskomponente anhand von Patienten- und Probandenmessungen überprüft. Dargestellt sind die Ergebnisse für ein von IZP betroffenes Kind, Kind #6 aus Tabelle 11, im Alter von 28 Tagen.

Nach der Messdatenaufnahme mit dem entwickelten Messsystem (Kapitel 4.2) und der in Kapitel 6.1 beschriebenen Messprozedur stehen dem medizinischen Anwender nach wenigen Sekunden der automatischen Datenverarbeitung alle Ebenen der entwickelten Erklärungskomponente zur Verfügung. Es werden Karteikarten für die verschiedenen Informationsebe-

nen der Erklärungskomponente als Symbole für eine virtuelle Patientenakte verwendet, siehe Bild 66.

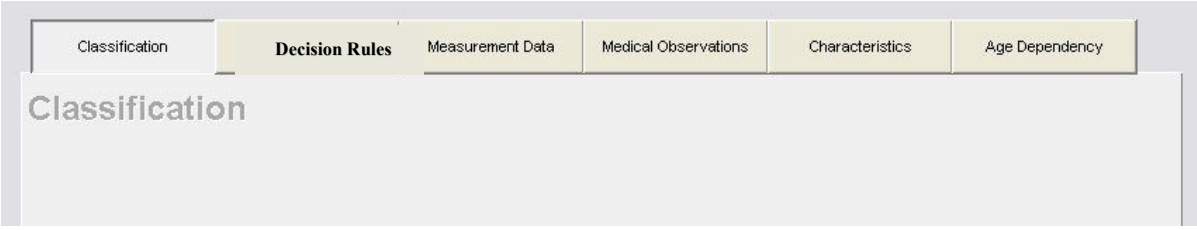


Bild 66:
Karteikarten als Symbol für eine virtuelle Patientenakte.

6.2.3.1.1 Klassifikation („Classification")

Die Darstellung des Klassifikationsergebnisses ist die höchste Abstraktionsebene. Die Visualisierung wurde bewusst einfach gewählt, damit das Ergebnis schnell erfasst werden kann, Bild 67.

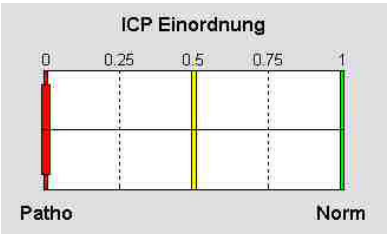


Bild 67:
Darstellung des Klassifikationsergebnisses für das Patientenbeispiel

Der Patient wird deutlich in die Gruppe der pathologischen Kinder eingeordnet. Das ermittelte Ergebnis kann nun anhand der anderen Informationskomponenten differenziert und nachvollzogen werden.

6.2.3.1.2 Entscheidungsregeln („Decision Rules")

Hierfür ist die Darstellung des Entscheidungsfindungsprozesses eine der wichtigsten Komponenten. Es werden dem medizinischen Benutzer die mathematischen Schritte und Regeln erläutert, nach denen die Einordnung des zu beurteilenden Patienten vorgenommen wurde. Bild 68 zeigt den für den Patienten gültigen Entscheidungspfad und einer visuellen Darstellung der gerade betrachteten Entscheidungsgrenze mit der Lage des Merkmalswertes des Patienten im Parameterraum, vergleiche Kapitel 5.3.2.4.

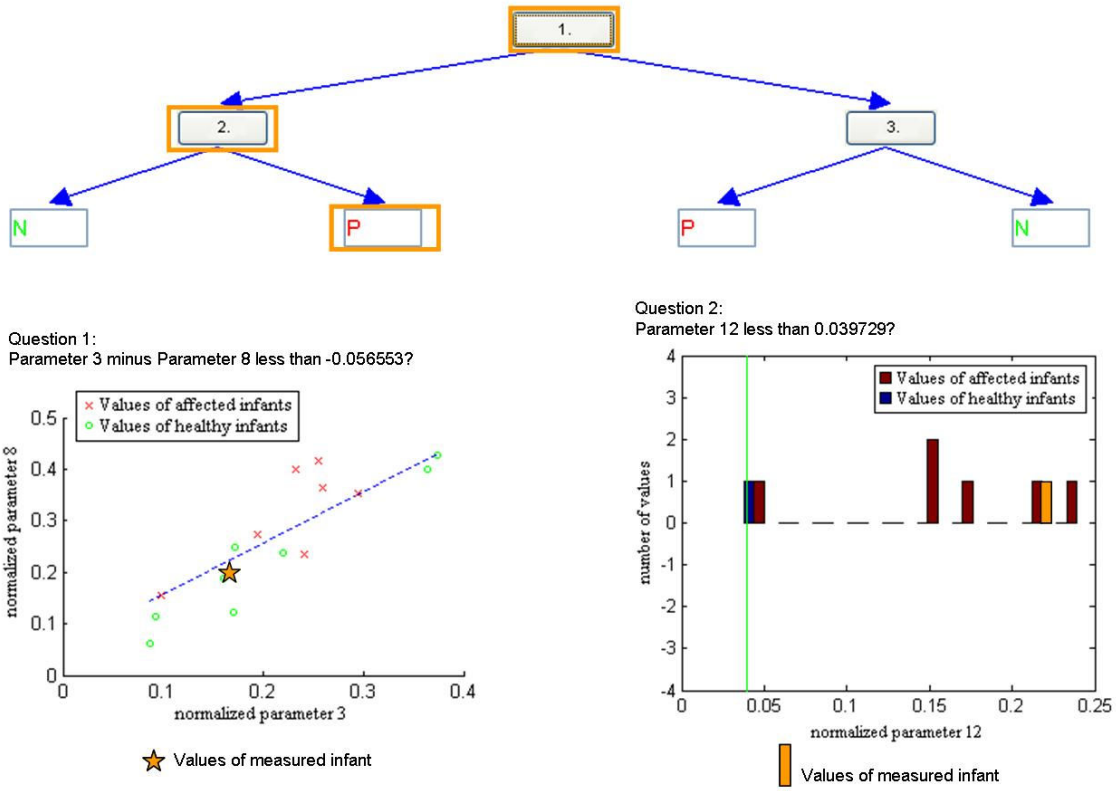


Bild 68:

Zur Klassifikation angewendeter Entscheidungspfad (Orange Umrandung in Subbaum 1) und visuelle Darstellung der Entscheidungsgrenzen sowie Lage der individuellen Merkmalswerte des Patienten in den zwei Entscheidungsknoten.

Auch diese Komponente kann beliebig mit den anderen verknüpft werden. So lassen sich z.B. die korrespondierenden medizinischen Beobachtungen anzeigen („Medical Observations“), sowie die Lage der individuellen Werte bezogen auf die Kollektive („Characteristics“).

6.2.3.1.3 Messdaten („Measurement Data“)

Auf Wunsch kann sich der Benutzer die Messdaten seines gerade gemessenen Patienten als Kurvendarstellung oder die daraus berechneten Geschwindigkeiten und zurückgelegte Strecken anzeigen lassen. Bild 69 zeigt beispielhaft die 3D-Darstellung der berechneten zurückgelegten Strecke der Endeffektoren des betrachteten Säuglings.

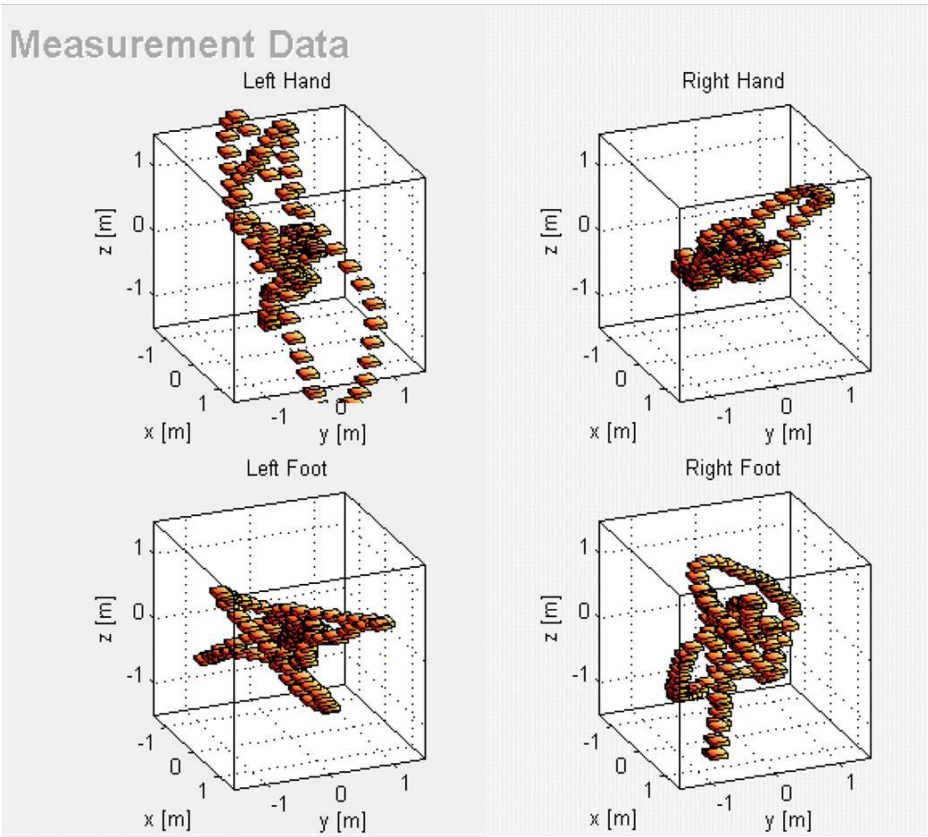


Bild 69:

Dreidimensionale Darstellung der berechneten zurückgelegten Strecke der Endeffektoren des betrachteten Säuglings.

6.2.3.1.4 Med. Beobachtungen (Expertenwissen)

Das dem der Methodik zugrundeliegende medizinische Expertenwissen wird dem Anwender in natürlicher Sprache in Text- bzw. Tabellenform dargeboten, siehe Bild 70.

Phasen	Normale Bewegungen	Pathologische Bewegungen
Pränatale	Grobe Bewegungen, die den ganzen Körper mit einbeziehen. Sie können von wenigen Sekunden bis zu mehreren Minuten dauern. Variable Abfolge der Bewegungen von Armen, Beinen, Kopf und Oberkörper. Kraft und Geschwindigkeit variieren. Komplexe Folgen von Extensionen und Flexionen von armen und Beinen mit nur leichten Richtungsänderungen innerhalb der aktuellen Bewegungsausführung in einer Richtung. Insgesamt ein Bild fließender, eleganter Bewegungen von hoher Komplexität und mit großer Varianz.	Geringes Repertoire an Bewegungen. Die Abfolge der Bewegungen ist eher monoton, die Bewegung der einzelnen Körperteile sind weniger komplex als bei gesunden Kindern.
		Krampfsynchronisierte Bewegungen , die steif und weniger glatt und fließend wirken. Muskeln der Extremitäten und des Oberkörpers kontrahieren oft gleichzeitig
Geburt bis 8 Wochen post-natal	Krümmende Bewegungen die durch kleine bis mittlere Amplituden charakterisiert sind. Seltener große, schnelle Bewegungen der Arme. Oft eliptische Bahnen, daher der Eindruck von krümmenden Bewegungen.	
		Chaotische Bewegungen aller Extremitäten mit meist großer Amplitude, in chaotischer Reihenfolge, ohne dass der Eindruck einer fließenden Bewegung entsteht. Bewegungen wirken eher abgehackt.
6 bis 20 Wochen post-natal	Fidgety movements sind Bewegungen kleiner Amplituden, moderater Geschwindigkeit und variabler Beschleunigung aller Körperteile in alle Richtungen. Außer bei fokussierter Aufmerksamkeit des Säuglings während der Wachphasen immer wieder anzutreffen. Sie wechseln sich mit gröberen Bewegungen wie kicken der Füße, wedeln mit den Armen oder Freudenausbrüchen ab. Fidgety movements entwickeln sich in der Regel zwischen der 6. und 9. postnatalen Wochen und halten bis in den Zeitraum der 15. bis 20. Woche an. Diese Zeitraumangaben stimmen auch für Frühgeborene, wenn die Zeiträume auf den errechneten Termin umgerechnet werden.	
		Fidgety movements werden zwischen der 6. und 20. postnatalen Woche entweder gar nicht beobachtete oder aber sie treten verändert auf. In letzterem Fall scheinen Fidgety movements vorhanden, sie wirken aber in Amplitude und Geschwindigkeit stark übertrieben.

Bild 70:

Ausgabe des hinterlegten medizinischen Expertenwissens in natürlicher Sprache nach [Prechtl 2001].

Es wird eine ‚Übersetzungstabelle' zwischen den mathematischen Merkmalen und den visuellen, medizinischen Beobachtungen für alle Merkmale angeboten, Tabelle 10.

6.2.3.1.5 Merkmale

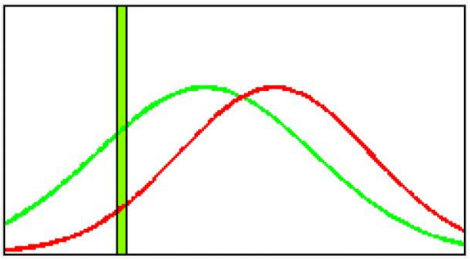
Die zur Prognosestellung herangezogenen Merkmale können ebenfalls in unterschiedlicher Weise dargestellt werden, einmal in einfacher Tabellenform, abhängig von dem Alter des untersuchten Kindes, siehe Bild 71, oder anhand von der Lage innerhalb von Verteilungsfunktionen des entwickelten Norm- und Patientenkollektivs (Zugehörigkeitsfunktionen), Bild 72.

parameter of FEET:	normal range		actual
skewness, speed, FEET	3.599	6.448	7.845
kurtosis, speed, FEET	0.529	36.639	60.188
skewness, acceleration, FEET	8.112	13.246	16.112
kurtosis, acceleration, FEET	62.542	168.33	262.07
cross-correlation coefficient, speed, LFOOT-RFOOT	0.158	0.431	0.196
cross-correlation coefficient, acceleration, LFOOT-RFOOT	0.14	0.317	0.201

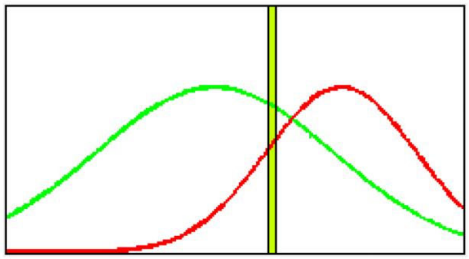
Bild 71:

Ausgabe der Werte der Merkmale des gemessenen Probanden in Tabellenform.

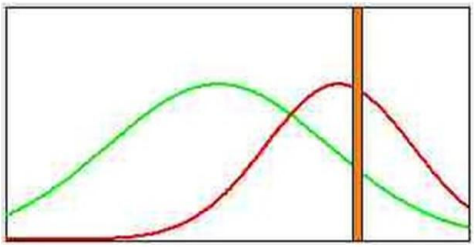
Hier bei wird aber eine deutliche Warnung ausgegeben, dass, wie in Kapitel 5.2 erläutert, die Parameter einzeln betrachtet für eine Prognosestellung nicht aussagekräftig sind.



Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren



Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH



Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF

Bild 72:

Lage der Merkmale eines gemessenen Probanden innerhalb der Verteilungsfunktionen der Merkmale eines Norm- und Patientenkollektivs (roter Balken = Merkmalswert des Kindes liegt im Wertebereich der betroffenen Kinder, grüner Balken = Merkmalswert des Kindes liegt im Wertebereich der gesunden Kinder)

Anhand der Übersetzungstabelle (Tabelle 10) werden die Merkmalswerte des untersuchten Kindes in natürlich-sprachliche Aussagen übersetzt. Tabelle 19 zeigt die zu Bild 72 korrespondierenden natürlich-sprachlichen Übersetzungen der Merkmale die im entsprechenden Entscheidungsbaum verwendet werden, zur Vorgehensweise siehe 5.4.1.2.

Tabelle 19:

Natürlich sprachliche Übersetzung der Merkmalswerte des untersuchten Kindes

Merkmal	**Zuordnung**	**Übersetzung**
3 - Mittlerer Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung zwischen allen Endeffektoren	gesund	Der Merkmalswert für die Komplexität der Bewegung liegt im gesunden Bereich.
8 - Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RH	gesund	Der Merkmalswert für die Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils der Hände liegt im gesunden Bereich.
12 - Kreuzkorrelationskoeffizient der Beschleunigung von LH und RF	patho	Der Merkmalswert für die Ähnlichkeit des Beschleunigungsprofils zwischen der linken Hand und dem rechten Fuß liegt im pathologischen Bereich.

6.2.3.1.6 Altersabhängigkeit

Da die Altersabhängigkeit eine wichtige Rolle bei der Entwicklung der Spontanmotorik und damit bei der Diagnose von IZP spielt, können alle altersabhängigen Zusammenhänge in einer

separaten Komponente betrachtet werden. Hier bei werden sowohl Entwicklungen innerhalb der Parameter in einem der beiden Kollektive als auch Veränderungen in den Parametern zwischen den beiden Kollektiven berücksichtigt. Bild 73 zeigt diese Aufschlüsselung beispielhaft für zwei der im Entscheidungsprozeß verwendeten Merkmale.

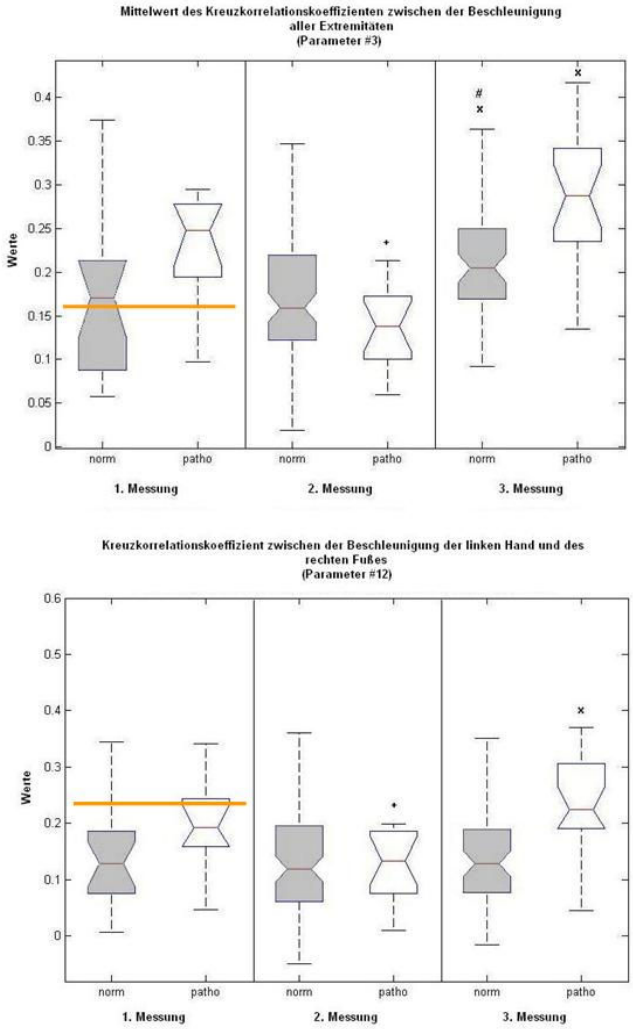


Bild 73:

Beispielhafte Darstellung der Altersabhängigkeit für die zur Klassifikation verwendeten Merkmale, in orange: Werte des gemessenen Kindes.

Eine Gesamtübersicht findet sich im Ergebniskapitel 6.2.1. Die Altersabhängigkeit spiegelt sich auch in der zeitlichen Abfolge und Veränderung der medizinischen Beobachtung im Expertenwissen in natürlicher Sprache wieder und wird somit auch in der Komponente zur Verfügung gestellt.

7 Diskussion und Ausblick

Vorraussetzung für ein praktikables Informationssystem zur Diagnoseunterstützung bei infantiler Zerebralparese war die Entwicklung eines einfach handhabbaren und zugleich präzisen Messsystems. Die Wahl fiel auf ein auf Beschleunigungssensoren basierendes Messsystem. Besonders im Vergleich zum optischen Bewegungsanalysesystem (Abschnitt 2.3), verbunden mit hohen Investitionskosten, begrenztem Messvolumen und dem notwendigen, sehr anfälligen Sichtkontakt zwischen Markern und Kamera, welches für die Vorarbeiten verwendet wurde [Meinecke 2006], schneidet das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Beschleunigungsmesssystem mit stark verbesserter Klassifikation, erheblich geringeren Kosten, großem Messvolumen, mobiler Einsatzmöglichkeit und leichtem Gewicht deutlich besser ab. Durch die extrem leichte und sehr kleine Bauweise wird die Bewegung der Säuglinge nicht eingeschränkt. Die Anwendung ist einfach und fehlertolerant (Kapitel 5.4 und 4.2.1). Jedoch stellt die Verwendung von Beschleunigungssensoren eine deutliche Reduktion in Bezug auf die erfasste Information dar. So kann, wie in Kapitel 2.3 beschrieben, die Lage im Raum nicht eindeutig identifiziert werden. Es können nur relativ Bewegungen erfasst werden. Um auch die Orientierung im Raum bestimmen zu können, muss die accelerometrische Rekonstruktion mit anderen Verfahren wie z.B. der gyrometrischen kombiniert werden. Dies würde sicher zu einem weiteren Informationsgewinn führen, allerdings sind die Kombinationssensoren zurzeit noch nicht in Form eines Sensor-ICs erhältlich, so dass sie aufgrund von Größe und Gewicht zur Anwendung bei den Säuglingen noch nicht in Frage kommen.

Das hier entwickelte Messsystem besteht aus vier Beschleunigungssensoren, die sich jeweils auf einer der vier Extremitäten der Kinder befinden. Es werden weder Bewegungen des Kopfes, des Rumpfes noch der weiteren Gliedmaßen der Kinder erfasst. Für eine detailliertere Beschreibung der Bewegung der Säuglinge könnten somit weitere Sensoren besonders auf Kopf und Rumpf in Betracht gezogen werden, um Aussagen über deren Beschleunigungsver-

halten machen zu können. Allerdings wird somit der Aufwand innerhalb der Messprozedur deutlich erhöht. Ob durch den Einsatz weiterer Beschleunigungssensoren die diagnostische Aussagekraft wesentlich gesteigert werden kann, ist fraglich.

Die aus den Messdaten extrahierten Parameter erlauben die Quantifizierung der motorischen Entwicklung der Spontanmotorik gesunder Kinder und Kinder mit IZP im ersten Lebenshalbjahr (Kapitel 6.2.1). Mit diesen Bewegungsparametern ist es nicht nur möglich, die altersabhängigen Entwicklungsschritte von gesunden und betroffenen Kindern objektiv nachzuvollziehen, sondern auch die gruppenspezifischen Unterschiede zu identifizieren. Die Ergebnisse zeigen, dass es quantitativ messbare Unterschiede in der Entwicklung von gesunden und betroffenen Kindern gibt (Tabelle 16). Da die entwickelte Methode sowohl objektiv wie auch quantitativ ist, eignet sie sich für die Verfolgung der motorischen Entwicklung über die Zeit, zur Diagnoseunterstützung sowie zur Quantifizierung des Therapieerfolges.

Da die Anzahl der zur Verfügung stehenden betroffenen Kinder begrenzt war, wurden die einzelnen Messungen als statistisch unabhängig angenommen, um eine größere Anzahl von Datensätzen insbesondere in der Trainingsdatenbank zu ermöglichen. Weil die unterschiedlichen Messungen eines Kindes an einem Messzeitpunkt möglicherweise statistisch abhängig sein könnten, würde eine zunehmenden Datenbankgröße es erlauben, dies zu berücksichtigen, und somit die Verlässlichkeit der Klassifikation noch weiter erhöhen [Jain 1997]. Die dargestellten Detektionswahrscheinlichkeiten (Tabelle 18) sind somit als vorläufig zu betrachten. Der niedrige positive Prädiktionswert von nur 0,5 für den zweiten Messzeitpunkt kann durch das Ungleichgewicht zwischen der hohen Anzahl gesunder Kinder im Vergleich zu der Anzahl betroffener Kinder (Tabelle 13) bedingt sein. Allerdings ist zu diesem Messzeitpunkt zusätzlich die Altersspanne zwischen den Kindern sehr groß, Tabelle 13.

Da auch in der Literatur der Zeitpunkt für den Übergang zwischen den Phasen der Spontanmotorik nur vage angegeben werden kann, ist es möglich, dass sich die Kinder noch in der Phase I oder schon in Phase III befinden, d.h. diese Gruppe ist, auf den Entwicklungsstand bezogen, als sehr inhomogen zu betrachten. Davon abgesehen ist eine hohe Sensitivität entscheidend, da die Nicht-Erkennung eines betroffenes Kindes schwerwiegendere Auswirkungen für das Kind hat, als die falsch-positive Bewertung eines Kindes [Ambühl-Stamm 1999, Als 1996, Buehler 1995]. Entscheidend ist die Prädiktion der Störung, da die Therapie frühstmöglich einsetzen soll. Die Tatsache, dass drei unterschiedliche optimale Parameterkombinationen ermittelt wurden (Tabelle 8), spiegelt die unterschiedlichen Entwicklungsschritte in der Entwicklung der Spontanmotorik wie in der Literatur beschrieben wider [Einspieler 1997, Ferrari 2002, Prechtl 1984, Prechtl 1990, Prechtl 1997, Prechtl 1997b,

Prechtl 1997c]. Auch wenn dabei berücksichtigt werden muss, dass nicht alle Kinder zu allen drei Messzeitpunkten zur Verfügung standen.

Mit einer wachsenden Anzahl von Messungen ist davon auszugehen, dass sich die optimalen Parameterkombinationen noch verändern. Demnach ist die endgültige optimale Parameterkombination für den jeweiligen Entwicklungsschritt gefunden, wenn sich die Kombination mit einer zunehmenden Anzahl von Messungen in der Trainingsdatenbank nicht mehr erheblich verändert. Man kann erwarten, dass mit einer größeren Datenbank die erzielten Ergebnisse noch verbessert werden. Dies müssen weitere Studien zeigen. Nach Prechtl und Kollegen [Einspieler 1997, Ferrari 2002, Prechtl 1984, Prechtl 1990, Prechtl 1997, Prechtl 1997b, Prechtl 1997c] sind die Unterschiede in der Spontanmotorik von gesunden und betroffenen Kindern zwischen dem dritten und fünften Monat am größten, korrespondierend zu den ‚fidgety movements' bzw. deren Abwesenheit. Diese Tendenz kann auch in den ermittelten Sensitivitäten bzw. Spezifitäten (Tabelle 18) beobachtet werden. Demnach ist es vom ersten zum fünften Monat zunehmend einfacher, Kinder korrekt zu klassifizieren. Die geringe Abnahme der Gesamtdetektionsrate vom ersten zum zweiten Messzeitpunkt unterliegt wiederum den weiter oben beschriebenen Gründen.

Da die Ergebnisse von Meinecke et al. auf die Auswertung der Messdaten der Füße begrenzt waren, sind die ermittelten Parameterkombinationen inhaltlich nicht zu vergleichen. Betrachtet man davon unabhängig die erzielten Klassifikationsergebnisse (Tabelle 20), so zeigt das hier entwickelte System neben einer gleichen Sensitivität einen deutlich höheren positiven Prädiktionswert sowie höhere Spezifität und Gesamtdetektionsrate.

Tabelle 20:

Klassifikationsergebnisse zum ersten Messzeitpunkt im Vergleich

	Meinecke et al. 2006	Vorliegende Arbeit
Sensitivität	100%	100 %
Spezifität	70%	83 %
Korrektklassifikationsrate	73%	89 %
Positiver Prädiktionswert	30%	75 %
Negativer Prädiktionswert	100%	100 %

Mit dem entwickelten Verfahren wird eine objektive Evaluierung der Spontanmotorik Neugeborener bereits einen Tag nach der Geburt möglich. Trotz der geringen Anzahl der im Rahmen der Untersuchungen zur Verfügung stehenden Kinder wurden mit dem entwickelten Verfahren Gesamtdetektionsraten von 89%, 88% und 92% erzielt. Dies sind deutlich höhere

Trefferquoten als von den nicht speziell in der visuellen Beurteilung der Spontanmotorik ausgebildeten, jedoch zuständigen Ärzten erreicht werden und vergleichbar zu den Trefferquoten speziell ausgebildeter Ärzte [Adde 2007, Stahlmann 2007]. Es ist jedoch zu beachten, dass diese über 2 Jahre dauernde Ausbildung sehr teuer ist und die Ärzte ebenfalls jeweils eine große Anzahl an Kindern „gesehen" haben müssen, um entsprechend hohe Trefferquoten zu erreichen. Zusätzlich kann davon ausgegangen werden, dass die Gesamtdetektionsrate des hier entwickelten Verfahrens noch zunimmt, wenn die Anzahl zur Verfügung stehender Messungen steigt und balancierte Trainingsdatenbanken vorliegen. Weiterhin können die physiologischen Bedeutungen der extrahierten Parameter mit Beobachtungen der medizinischen Experten korreliert werden [Meinecke 2006], auch wenn die genauen Zusammenhänge beim Vorliegen größerer Datenbanken überprüft werden müssen. Bei größeren zur Verfügung stehenden Datenbanken ließe sich das entwickelte System auch auf ein Mehr-Gruppensystem erweitern, welches auch graduelle Abstufungen der Bewegungseinschränkung berücksichtigt.

Für eine geeignete Diagnoseunterstützung liefert eine Erklärungskomponente Informationen über das Zustandekommen der Prognose, d.h. die Schlussfolgerungskette des Diagnoseprozesses wird dem medizinischen Anwender erläutert. Hierfür wird der Klassifikationsprozess anhand von medizinischem Expertenwissen nachvollziehbar. Dies bedeutet, dass das ermittelte Klassifikationsergebnis und die dazu verwendeten Parameter wieder in eine für den medizinischen Anwender verständliche Wissensrepräsentation rückübersetzt und im Rahmen eines medizinischen Informationssystems als Erklärungskomponente dargestellt werden (Kapitel 5.4). Die Wissensbasis umfasst somit die wesentlichen Fakten zur medizinischen Fragestellung sowie Wissen über die mathematischen und technischen Zusammenhänge und Entscheidungsregeln. Somit findet eine Einordnung und Bewertung des Ergebnisses vor dem medizinischen Hintergrund statt. Durch diese Erklärungskomponente wird es ermöglicht, Rückschlüsse im Sinne und auf der Verständnisebene des menschlichen Experten zu ziehen und so eine medizinisch sinnvolle Diagnoseunterstützung zu bieten.

Da die entwickelte Methode objektiv, quantitativ, kostengünstig und einfach anzuwenden ist, ist sie für den täglichen Einsatz in der kinderärztlichen Praxis zur Diagnoseunterstützung und Therapieverfolgung geeignet. Das entwickelte Messsystem ist ein entscheidender Schritt hin zu einer computer-basierten, einfach zu applizierenden und bezahlbaren Bewegungsanalyse für Säuglinge mit und ohne IZP (Screening). Hierfür muss die praktische Anwendbarkeit das entwickelte Unterstützungssystem in weiteren klinischen Studien gezeigt werden. Dies ist entscheidend, um das System möglichst einer großen Anzahl Kinder zugänglich zumachen.

8 Zusammenfassung

Die infantile Zerebralparese (IZP) ist eine der häufigsten Formen der kindlichen Bewegungsstörungen. Circa 0,2% aller Lebendgeburten sind davon betroffen. Das sind allein in Deutschland rund 5000 neue betroffene Kinder und Familien im Jahr [Döderlein 2008, Bundesverband 2009]. In etwa 85% aller Fälle kommt es aufgrund der IZP zu spastischen Bewegungsstörungen [Ferrari 1998, Vojta 1981, Bobath 1977, Med-World 2002]. Dabei zeichnet sich das klinische Gesamtbild durch sehr unterschiedlich hohe Komplexität aus, die sich vor allem auf die Bereiche Tonus, Stärke und Koordination der Muskulatur bezieht. Spastische Symptome bei IZP manifestieren sich in der Regel erst mit Beendigung des zweiten Lebensjahres. Welche Form der Spastik ein Kind entwickelt und wie schwer diese ausfallen wird, ist daher in den ersten Lebensmonaten schwer vorhersehbar. Dabei sollte, um körperliche und intellektuelle Defizite auszugleichen, die Therapie der Kinder so früh wie möglich beginnen und möglichst die individuellen Bedürfnisse des Kindes berücksichtigen [Ferrari 1998, Vojta 1981, Bobath 1977].

Grundsätzlich kann festgestellt werden, dass sich in der Entwicklungsneurologie bei Säuglingen die visuelle Beobachtung der Spontanmotorik als wichtigstes diagnostisches Kriterium etabliert und die Reflexdiagnostik in den Hintergrund gedrängt hat [Prechtl 1997, Fenichel 2001]. Die typischen Veränderungen, die in der Spontanmotorik bewegungsgestörter Säuglinge zu beobachten sind, werden in der Literatur ausführlich von Prechtl und Kollegen in natürlicher Sprache beschrieben [Ferrari 1990, Prechtl 1984, Prechtl 1990, Sival 1992]. Hierbei spielt besonders die unterschiedliche und zusätzlich altersabhängige Entwicklung der Spontanmotorik bei Kindern mit und ohne IZP eine Rolle [Ferrari 1990, Prechtl 1984, Prechtl 1990, Prechtl 1997c, Prechtl 2001]. In den ersten sechs postnatalen Lebensmonaten teilt sich die Entwicklung der Spontanmotorik in drei einander überschneidende Phasen. Jede einzelne Phase weist dabei ihr eigene, typische Charakteristika auf. Zusammen bilden sie die soge-

nannten „general movements“ (GM) [Einspieler 2005]. Bei Säuglingen mit infantiler Zerebralparese sind diese „general movements“ verändert. Nicht so sehr hinsichtlich ihrer Quantität als vielmehr ihrer Qualität [Prechtl 2001]. Die veränderten GMs fallen dem erfahrenen Beobachter durch eine verringerte Bewegungsvielfalt und Komplexität auf und zeigen sich als monotone, krampf-synchronisierte oder chaotische Bewegungen [Einspieler 1997]. In den letzten Jahren wurde mehrfach gezeigt, dass die Auswertung der „general movements“ [Albers 1994, Cioni 1997, Cioni 1997b, Einspieler 1997, Einspieler 2000, Einspieler 2001, Hadders-Algra 2004, Palmer 2004, Paro-Panjan 2005] mit dem neurologischen und entwicklungsbezogenen Zustand des Kindes eng verbunden ist.

Die derzeitig verwendete Methodik zur Evaluierung der GMs ist ein subjektives Verfahren und basiert allein auf der Erfahrung und Expertise des Beobachters und ist somit stark von dessen subjektiven Eindrücken geprägt. Obwohl scheinbar effektiv und noch heute die Grundlage der Diagnostik einer sich entwickelnden Spastik bei Säuglingen, ist das Verfahren aufgrund seines subjektiven Charakters im klinischen Umfeld nur schwer zu etablieren. Somit besteht ein dringender Bedarf an der Entwicklung objektiver Methoden. In eigenen Vorarbeiten konnte bereits gezeigt werden, dass charakteristische Unterschiede in der Spontanmotorik von gesunden Säuglingen und Säuglingen mit IZP bestehen und dass sich diese prinzipiell quantitativ mit einem optischen Bewegungsanalysesystem erfassen lassen [Meinecke 2006] (Kapitel 2.2.1).

Alle bestehenden Verfahren sind jedoch zu teuer in der Anschaffung und zu aufwendig in der Anwendung, um sie in der täglichen Routine einer kinderärztlichen Praxis einzusetzen. Die routinemäßige Anwendung sollte aus sozioökonomischer Sicht ohne wiederkehrende Kosten wie etwa für Verbrauchsmaterialien auskommen und idealerweise auch von einer Assistenzperson durchführbar sein, um den Arzt zeitlich zu entlasten. Auf diese Weise lassen sich volkswirtschaftlich signifikante Kosten einsparen. Allerdings ergibt sich so auch eine neue Anforderung: So enthält der von Meinecke et al. entwickelte Ansatz keine Erklärungskomponente, welche aber für die Interpretation der Messung, beispielsweise durch einen ungeschulten Mediziner, unabdingbar ist. Über eine Erklärungskomponente muss das Wissen der geschulten Experten auch untrainierten Anwender verständlich dargeboten werden, so dass sie bei Bedarf jederzeit darauf zurückgreifen können. Nur so lässt sich die für eine flächendeckende Verbreitung notwendige Akzeptanz und Routinetauglichkeit erzielen. Zur messtechnischen Erfassung und objektiven Bewertung von Bewegungsmustern beim Säugling ist die Entwicklung eines Messsystems notwendig, das Veränderungen in den Bewegungsmustern der Säuglinge quantitativ erfasst, dabei aber die Bewegungen der Kinder nicht behindert.

Hierzu wurde im Rahmen dieser Arbeit ein sensorbasiertes, accelerometrisches Messsystem entwickelt, welche sich durch den Einsatz von aktuellen mikroelektronischen und mikromechanischen Bauteilen kostengünstig fertigen lässt und sich durch besonders geringe Abmaße und sehr geringes Gewicht auszeichnet und damit auch für den mobilen Einsatz geeignet ist. Für den routinemäßigen kinderärztlichen Einsatz ist die Messung außerdem einfach durchzuführen und das Messsystem sterilisierbar. Das Messsystem besteht aus zwei Hauptkomponenten: dem Signalaufnehmer und der Signalaufbereitung, d.h. der Signalverarbeitung durch eine angepasste Messkette.

An die Signalerfassung mit Hilfe des Messsystems schließt sich ein klassischer Mustererkennungsprozess zur objektiven Bewertung der Bewegungsmuster an. Im ersten Schritt, der Merkmalsextraktion, wurden basierend auf Literatur und eigenen Vorarbeiten geeignete quantitative Merkmale aus den Signalen extrahiert. Zur Ermittelung der Merkmale, die für eine Klassifikation wesentlich sind, wurde im nächsten Schritt eine Merkmalsreduktion durchgeführt. Mittels Filter Approach und Genetischem Algorithmus als Optimierungsalgorithmus wurde ein Merkmalsatz ermittelt, der die Unterscheidung zwischen Bewegungsmustern von gesunden und betroffenen Säuglingen erlaubt (Reduktion auf die klinisch relevante Information). Anschließend wurde durch die Entwicklung eines geeigneten Klassifikators eine Einteilung der relevanten Merkmale in Klassen vorgenommen. Der implementierte Entscheidungsbaum-Klassifikator ermöglicht die Extraktion eines Regelwerkes, welches anschließend die Klassifikation unbekannter Muster ermöglicht.

Zur Erhöhung der Tauglichkeit für die klinische Routine wird für die vorliegende Anwendung abschließend eine Interpretation der Ergebnisse durch eine Erklärungskomponente durchgeführt [Duda 1999, Bishop 2006]. Hierzu wird Expertenwissen über die motorische Entwicklung von Säuglingen und Frühgeborenen in die Bewertung der Bewegungsmuster durch das Regelwerk des Entscheidungsbaum-Klassifikators mit einbezogen. Das der Erklärungskomponente zugrundeliegende Konzept bildet die klassische klinische Diagnosestrategie nach. Der Prozess der Diagnosefindung wird damit transparent und für den medizinischen Anwender begreifbar und nachvollziehbar. Das Verfahren berücksichtigt auch die wichtige weil unterschiedliche altersabhängige Entwicklung der Spontanmotorik der Säuglinge innerhalb des ersten Lebenshalbjahres. So kann ein grundlegendes Verständnis über die Bewegungsmuster bei Säuglingen erstmalig in objektiver Form unter Verwendung der Mustererkennung gewonnen werden, sowie die altersabhängige, charakteristische und physiologische Entwicklung im Sinne einer „Reifung“ beschrieben werden. Da zur Etablierung des Mustererkennungsprozesses zunächst Trainingsmuster vorliegen müssen, wurden nach Fertigstellung des

Messsystems Messdaten von Säuglingen mit gesicherter klinischer Diagnose aufgenommen und in eine Trainings- und Evaluierungsdatenbank aufgeteilt. Die Trainingsdatenbank wurde für den Mustererkennungsprozess verwendet. Für die Validierung der Methode wurde die Evaluierungsdatenbank herangezogen, in der keine der Trainingsmuster enthalten sind. Trainings- und Evaluierungsdatenbank zeichneten sich durch eine etwa gleich hohe Anzahl an Messobjekten aus. Die den Datenbanken zugrunde liegenden Probanden- und Patientenkollektive wurden in Kooperation mit dem Sozialpädiatrischen Zentrum der Städtischen Kliniken Esslingen durch Messungen an gesunden Säuglingen und Säuglingen mit einer spastischen Bewegungsstörung aufgrund einer infantilen Zerebralparese im Alter von einer Woche bis fünf Monaten erstellt.

Insgesamt erlaubt die auf diese Weise im Rahmen der Arbeit entwickelte Methode eine zuverlässige Unterscheidung zwischen gesunden und betroffenen Kindern. Die Korrektklassifikationsrate erreicht mit Werten zwischen 88% und 92% in Abhängigkeit vom Alter des Kindes ein hohes Niveau. Es kann angenommen werden, dass diese Werte mit steigender Patienten- und Normkollektivgröße sogar noch weiter zunehmen werden. Die so erzielten Ergebnisse sind absolut vergleichbar mit den Trefferquoten auch sehr speziell ausgebildeter Ärzte [Adde 2007, Stahlmann 2007]. Durch eine flächendeckende Einführung der Frühdiagnose einer sich entwickelnden Bewegungsstörung aufgrund einer infantilen Zerebralparese wäre es nunmehr möglich, die Folgeschäden für die Kinder zu minimieren, somit das Gesundheitssystem nachhaltig zu entlasten und insbesondere die Lebensqualität für die betroffenen Kinder und ihrer Familien wesentlich zu steigern.

9 Literaturverzeichnis

Abdel-Aziz, Y. I., Karara, H. M. (1971): Direct linear transformation from comparator coordinates into object space coordinates in close-range photogrammetry. *Symposium on Close-Range Photogrammetry*, Falls Church, VA, USA, American Society of Photogrammetry.

Adams, R. (1992): Wissensrepräsentation und -akquisition in einem natürlichsprachlichen Software-Informationssystem.: *Hochschulschrift Karlsruhe, Univ., Diss*

Adde, L., Rygg, M., Lossius, K., Oberg, G.K., & Stoen, R. (2007): General movement assessment: Predicting cerebral palsy in clinical practise. *Early Human Development,* 83, 13—18.

Albers, S., Jorch, G. (1994): Prognostic significance of spontaneous motility in very immature preterm infants under intensive care treatment. *Biol Neonate*, 66: 182 – 187.

Albert, A.E., Gardner, L.A. (1967): Stochastic Approximation and Nonlinear Regression. *MIT Press, Cambridge, Mass.*

Als H., Duffy F., McAnulty G. (1996): Effectiveness of individualized neurodevelopmental care in the newborn intensive care unit. *Acta Paediatr*, Suppl 416:21-30.

Ambühl-Stamm D. (1999): Früherkennen von Bewegungsstörungen beim Säugling. *Urban & Fischer*.

Aminian, K., Robert, P., Buchser, E. E., Rutschmann, B., Hayoz, D., & Depairon, M. (1999): Physical activity monitoring based on accelerometry: Validation and comparison with video observation. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 37, 304-308

Ancel, P. Y., Livinec, F., Larroque, B., Marret, S., Arnaud, C., Pierrat, V., Dehan, M., N'Guyen, S., Escande, B., Burguet, A., Thiriez, G., Picaud, J. C., André, M., Bréart, G., Kaminski, M., & EPIPAGE Study Group (2006): Cerebral Palsy Among Very Preterm Children in Relation to Gestational Age and Neonatal Ultrasound Abnormalities: The EPIPAGE Cohort Study. *Pediatrics*, 117, 828-835.

Apple (2008): Human Interface Guidelines. *http://developer.apple.com/documentation/UserExperience/Conceptual/AppleHIGuidelines/OSXHIGuidelines.pdf*, Apple Inc.

Aßmann, B., Romano, M. C., Thiel, M., & Niemitz, C. (2007):. Hierarchical organization of a reference system in newborn spontaneous movements. *Infant Behavior and Development,* 30, 568–586.

Auvinet, B. (2002): Reference data for normal subjects obtained with an accelerometric device. *Gait and Posture*, 16, 124-134

Bates, M. (1995): Models of natural language understanding. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, Vol. 92, No. 22 (Oct. 24, 1995),* pp. 9977-9982.

Bellman, R. (1961): Adaptive Control Processes. *Princeton University Press*.

Bensusan, H. (1999): God Doesn't Always Shave with Occam's Razor – Learning When and How to Prune. *School of Cognitive and Computing Studies, University of Sussex*.

Berge, P. R., Adde, L., Espinosa, G., Stavdahl, Ø. (2008): ENIGMA - Enhanced interactive general rnovement assessment. *Expert systems with applications,* 34, 2664 – 2672.

Besier, T. F., Sturnieks, D. L., Alderson, J. A., & Lloyd, D. G. (2003): Repeatability of gait data using a functional hip joint centre and a mean helical knee axis. *Journal of Biomechanics,* 36, 1159-1168.

Bhanu, B. Lin, Y., Krawiec, K. (2005): Evolutionary Synthesis of Pattern Recognition Systems. *Springer, Berlin.*

Bishop, C. M. (2006): Pattern Recognition and Machine Learning. *Springer, Berlin*.

Bobath, B. & Bobath, K. (1977): Die motorische Entwicklung bei Zerebralparese. *Stuttgart: Thieme Verlag.*

Bock, H. E., Allner, R. (1970): Diagnostik-Informationssystem; integrierte elektronische Datenverarbeitung für die ärztliche Diagnostik; Beschreibung des Systems der Medizinischen Universitäts-Klinik in Tübingen mit einem Erfahrungsbericht. *Springer, Berlin.*

Bos, A. F., Loon, A. J. V., Hadders-Algra, M., Martijn, A., Okken, A., Prechtl, H. F.R. (1997): Spontaneous motility in preterm, small-for-gestational age infants. II. Qualitative aspects. *Early Hum Dev*, 50: 131 – 147.

Bos A. F., Martijn, A., Asperen, R. M. V., Hadders-Algra, M., Okken, A., Prechtl, H. F.R. (1998): Qualitative assessment of general movements in high risk preterm infants with chronic lung disease requiring dexamethasone therapy. *J Pediatr*,132: 300 – 306.

Bos, A. F., Dibiasi, J., Tiessen, A.H., Bergman, K.A. (2002): Treating preterm infants at risk for chronic lung disease with dexamethasone leads to an impaired quality of general movements. *Biol Neonate*, 82: 155 – 158.

Brenner, W. (1994): Konzepte des Informationssystem-Managements, *Heidelberg, Physica-Verlag,* 3-7908-0767-2

Brunnekreef, J. J., van Uden, C. J., van Moorsel, S., & Kooloos, J. G. (2005): Reliability of videotaped observational gait analysis in patients with orthopaedic impairments. *BMC Musculoskeletal Disorders,* 6, 17-25.

Buehler D. M., Als H., Duffy F. H., McAnulty G. B., Liederman J. (1995): Effectiveness of individualized developmental care for low-risk preterm infants: behavioural and electrophysiologic evidence. *Pediatrics,* 96, 923-932.

Bundesverband "Das frühgeborene Kind" (Hrsg.) (2009): Entwicklungsprognose frühgeborener Kinder. *Informationsbroschüre des Bundesverbandes*, www.fruehgeborene.de.

Burg, K., Haf, H., Wille, F. (2007): Höhrere Mathematik für Ingenieure, Band II, Lineare Algebra. *Vieweg+Teubner Verlag.*

Bussmann, J. B. J., van de Laar, Y. M., Neeleman, M. P., & Stam, H. J. (1998): Ambulatory accelerometry to quantify motor behaviour in patients after failed back surgery: a validation study. *Pain*, 74 (2), 153-161.

Cantú-Paz, E. (2004): Feature Subset Selection, Class Separability, and Genetic Algorithms. *Center for Applied Scientic Computing Lawrence Livermore National Laboratory.*

Celebi, M.E., Iyatomi, H., Stoecker, W.V., Moss, R.H., Rabinovitz, H. S., Argenziano, G., Soyer. H. P. (2008): Automatic detection of blue-white veil and related structures in dermoscopy images. *Comput Med Imaging Graph*, 32, 8, 670-677.

Chandler, R.F. (1975): Investigation of the inertial properties of the human body, *AMRL-TR-74-137*.

Chipperfield, A.J., Carlos, F. (2004): Genetic Algorithm Toolbox, User´s Guide. Department of automatic control and systems engineering, *University of Sheffield*.

Cioni, G., Ferrari, F., Einspieler, C., Paolicelli, P.B., Barbani, M. T., & Prechtl, H.F.R. (1997): Comparison between observation of spontaneous movements and neurologic examination in preterm infants. *Journal of Pediatrics,* 130, 704 – 711

Cioni, G., Prechtl, H.F.R., Ferrari, F., Paolicelli, P.B., Einspieler, C., Roversi, M.F.(1997b): Which better predicts later outcome in fullterm infants: quality of general movements or neurological examination? *Early Hum Dev*, 50: 71 – 85.

Cioni, G., Bos, A.F., Einspieler, C., Ferrari, F., Martijn, A., Paolicelli, P.B. et al. (2000): Early neurological signs in preterm infants with unilateral intraparenchymal echodensity. *Neuropediatrics*, 31: 240 – 251.

Clauser, C. E., McConville, J. T., Young, J. W. (1969): Weight, Volume, and Center of Mass of Segments of the Human Body. *Aerospace Medical Research Laboratory*, Wright-Patterson Air Force Base, Ohio.

Culhane, K. M., O'Conner, M., & Lyons, G. M. (2005) : Accelerometers in rehabilitation medicine for older adults. *Age and Ageing*, 34, 556 - 60

Dafna, S., Eyal A. (2007): Towards a theory of AI completeness. *Commonsense 2007, 8th International Symposium on Logical Formalizations of Commonsense Reasoning*

Dahlems, R. (1977): Software zur Projektplanung und -kontrolle bei Informationssystem-Entwicklungen. *Wison-Verlag, Köln, BIFOA-Forschungsbericht*; 76,4

Damiano, D. L., Quinlivan, J. M., Owen, B. F., Payne, P., Nelson, K. C., & Abel, M. F. (2002): What does the Ashworth scale really measure and are instrumented measures more valid and precise? *Developmental Medicine and Child Neurology*, 44, 112-118

Dewy, B. R. (1994): Introduction to Engineering Computing, *McGraw-Hill Primus, 1-20, University of Wyoming, ‚Physics', Kendall/H*

Dijkstra, B., Zijlstra, W., Scherder, E., & Kamsma, Y. (2008): Detection of walking periods and number of steps in older adults and patients with Parkinson's disease: accuracy of a pedometer and an accelerometry-based method. *Age and Ageing*, 37, 436-441

Disselhorst-Klug, C., Silny, J., Rau, G. (1997): Improvement of spatial resolution in surface EMG: A theoretical and experimental comparison of different spatial filters. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 44 (7), 567-574.

Disselhorst-Klug, C., Silny, J., Rau, G. (1998): Estimation of the Relationship between the non-invasively Detected Activity of Single Motor Units and their Characteristic Pathological Changes by Modelling. *J. of Electromyography and Kinesiology*, 8 (5), 323-335.

Disselhorst-Klug, C., Rau, G., Schmeer, A., Silny, J. (1999) Non-Invasive Detection of the Single Motor Unit Action Potential by Averaging the Spatial Distribution Triggered on a Spatially Filtered Motor Unit Action Potential. *J. of Electromyography and Kinesiology*, 9, 67-72.

Disselhorst-Klug, C., Bahm, J., Ramaekers, V., Trachterna, A., Rau, G. (2000): Non-invasive approach of motor unit recording during muscle contractions in humans. *European Journal of Applied Physiology*, 83, 144-150.

Disselhorst-Klug, C., Schmidt-Rohlfing, B., Bergamo, F., Niethard, F. U., Rau G. (2003): Intelligente Unterstützung der Interpretation von mehrkanaligen Oberflächen-EMG Ableitungen. *Biomedizinische Technik*, 48, 174-176.

Disselhorst-Klug, C. (2005): Bewegungsstörungen messbar machen. *orthinform*, 2, 40-41.

Dobkin, B. (2003): The Clinical Science of Neurological Rehabilitation. 2nd edition, *Oxford University Press, New York*

Döderlein, L. (2008): Infantile Zerebralparese: Diagnostik, konservative und operative Therapie. *Springer*.

Dombal, F. T. (1971): Teaching Clinical Diagnosis. Principles and practice of medical computing. *Whitby L.G. London.*

Dong, A.., Bhanu, B., Lin, Y. (2005): Evalutionary feature synthesis for image databases full text source. *Proceedings of the Seventh IEEE Workshops on Application of Computer Vision (WACV/MOTION'05), 330 - 335*

Duda, R. O., Hart, P. E., Stork, D. G. (1999): Pattern Classification 2. ed., Wiley *Interscience.*

Duller, C. (2005): Einführung in die Statistik mit Excel und SPSS. *Birkhäuser Verlag*

Dyer, M. G (1982).: A Computer Model of Integrated Process for Narrative Comprehension, *MIT Press*

Einspieler, C., Prechtl, H.F.R., Ferrari, F., Cioni, G., Bos, A.F.(1997): The qualitative assessment of general movements in preterm, term and young infants-review of the methodology. *Early Hum Dev*, 50: 47 – 60.

Einspieler, C. (2000): Qualitative Beurteilung der Spontanmotorik – ein Durchbruch für die neurologische Frühdiagnostik . *Hinghofer-Szalkay H, editor. Physiologie an der Schwelle zum 21 Jahrhundert. Berlin: Blackwell Verlag*, 19 – 29.

Einspieler, C., Prechtl, H.F.R., (2001): Teil 3: Gesicherte Erkenntnisse zu Prognose und Therapie. Der Vorhersagewert von „general movements " beim jungen Säugling. *Heinen F, Bartens W, editor. Das Kind und die Spastik Erkenntnisse der Evidence-based Medicine zur Cerebralparese. 1. Auflage. Bern: Verlag Hans Huber*,73 – 87.

Einspieler, C., Cioni, G., Paolicelli, P.B., Bos, A.F., Dressler, A., Ferrari, F. et al. (2002): The early markers for later dyskinetic cerebral palsy are different from those for spastic cerebral palsy. *Neuropediatrics*, 33: 73 – 78.

Einspieler, C., Prechtl, H.F. (2005): Prechtl´s Assessment of general movements: A diagnostic tool for the functional assessment of the young nervous system. *MRDD Res Rev.*, 11: 61 –67.

Faist, M., Ertel, M., Berger, W., Dietz, V. (1999): Impaired modulation of quadriceps tendon jerk reflex during spastic gait: Differences between spinal and cerebral lesions. *Brain*, 122, 567-579.

Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P. (1996): From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases, *AI Magazine, American Association for Artificial Intelligence, California, USA*, 37-54.

Feldkamp, M., Matthiaß, H. (1998): Diagnose der infantilen Zerebralparese im Säuglingsalter. *Georg Thieme Verlag Stuttgart*.

Fenichel, G. M. (2001): Clinical Pediatric Neurology. Philadelphia : W.B. Saunders Company

Ferrari, F., Cioni, G., Prechtl, H. F. (1990): Qualitative changes of general movements in preterm infants with brain lesions. *Early Human Development*, 23, 193-231

Ferrari, A., Cioni, G. (1998).: Infantile Zerebralparese – Spontaner Verlauf und Orientierungshilfen für die Rehabilitation. *Springer ,Berlin-Heidelberg-New York*

Ferrari, F., Cioni, G., Einspieler, C., Roversi, M. F. , Bos, A. F. , Paolicelli, P. B. et al. (2002): Cramped synchonized general movementes in preterm infants as an early marker of cerebral palsy. *Arch Pediatr. Adolesc. Med 2002; 156:460-467*

Flehming, I. (2001): Normale Entwicklung des Säuglings und Ihre Abweichungen. *Thieme-Verlag, Stuttgart,* 3-13-560607-4

Foerster, F., Smeja, M., & Fahrenberg, J. (1999): Detection of posture and motion by accelerometry: a validation study in ambulatory monitoring. *Computers in Human Behavior*, 15, 571-583.

Freescale Semiconductor (2006): ±2.5g - 10g Three Axis Low-g Micromachined Accelerometer. *Freescale Semiconductor Inc.*, MMA7261QT.

Fuiko, R. (2003): Entwicklungspsychologische Beurteilung von Kleinkindern. Eine vergleichende Evaluation verschiedener Entwicklungsdiagnostika anhand von früh- und reif geborenen Kindern. *Dissertation, Universität Wien*.

Garcia, J.M., Gherpelli, J.L.D., Leone, C.R. (2004): The role of spontaneous general movement assessment in the neurological outcome of cerebral lesions in preterm infants. *J Pediatr (Rio J)*, 80: 296 – 304.

Geurts, P. (2002): Contributions to Decision Tree Induction - Bias/Variance Tradeoff and Time Series Classification, *Université de Liège, Département d'Électricité, Électronique et Informatique.*

Goldberg, D. E. (1989): Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. *Addison-Wesley Publishing Company*.

Goldstein, H. (1991): Klassísche Mechanik, *Aula-Verlag, Wiesbaden*

Gorry, G.A. (1968): Strategies for Computer-Aided Diagnosis. *Math.Biosciences*, 2, 293-318

Gorry, G. A. (1970): Modelling the Diagnostic Process. *J. Med. Educ*., 45, 293 – 302.

Görz, G., Rollinger, C., Schneeberger, J. (2000): Einführung in die künstliche Intelligenz. *Oldenbourg Verlag, München.*

Goertzel, G. (1969): Clinical Decision Support System von IBM. *Clinical decision support system, Ann. N.Y. Acad.Sci*., 161, 689-693.

Greenwood, D. T. (1988): *Principles of dynamics*. Prentice Hall, Englewood Cliffs.

Griesser, G., Fischer, T. (1977): Das Klinik-Informationssystem des Klinikums der Christian-Albrechts-Universität zu Kiel (Kiel KIS). *Christian-Albrechts-Univ., Kiel.*

Groen, S.E., Blecourt, A.C. de, Postema, K., Hadders-Algra, M.(2005) : General movements in early infancy predict neuromotor development at 9 to 12 years of age. *Dev Med Child Neurol*, 47: 731 – 738.

Growney, E., Meglan, D., Johnson, M., Cahalan, T., An, K. N. (1997): Repeated measures of adult normal walking using a video tracking system. *Gait and Posture,* 6, 147-162.

Gundelach, U., Reichel, M., Seyboth, H. (1977): Einsatz der elektronischen Datenverarbeitung an der Universitätsbibliothek Kiel, *Christian-Albrechts-Univ., Kiel.*

Guzzetta, A., Mercuri, E., Rapisardi, G., Ferrari, F., Roversi, M. F., Cowan, F., et al. (2003): General movements detect early signs of hemiplegia in term infants with neonatal cerebral infarction. *Neuropediatrics;* 34: 61 – 66.

Gurevich, T. Y., Shabtai, H., Korczyn, A. D., Simon, E. S., Giladi, N. (2006): Effect of rivastigmine on tremor in patients with Parkinson's disease and dementia, *Movement Disorders*, 21, 1663-1666.

Hadders-Algra, M., Groothuis, A.M.C.(1999): Quality of general movements in infancy is related to neurological dysfunction, ADHD, and aggressive behaviour. *Dev Med Child Neurol*, 41: 381 – 391.

Hadders-Algra, M., van der Fits, I.B., Stremmelaar, E.F., Touwen, B.C. (1999): Development of postural adjustments during reaching in infants with CP. *Developmental Medicine & Child, Neurology*, Volume 41 Issue 11, Pages 766 – 776.

Hadders-Algra M. (2004): General movements: a window for early identification of children at high risk for developmental disorders. *J Pediatr*,145 (2 Suppl): S12 – S18.

Hallam, P., Weindling, A. M., Klenka, H., Gregg, J., Rosenbloom, L. (1993): A comparison of three procedures to assess the motor ability of 12-month-old infants with cerebral palsy. *Developmental Medicine and Child Neurology*, 35, 602-607.

Hatze, H (1980): A mathematical model for the computational determination of parameter values of anthropomorphic segments. *Journal of Biomechanics*, 13, 833-843.

Haug, E. J. (1992): *Intermediate dynamics*. Prentice Hall, Englewood Cliffs.

Heinrich, L. J. (2005): Informationsmanagement. *Oldenbourg Wissenschaftsverlag, München / Wien,* 8. Aufl..

Heinze, F., Hesels, K., Breitbach-Faller, N., Schmitz-Rode, T., Disselhorst-Klug, C. (2010): Movement analysis by accelerometry of newborns and infants for the early detection of movement disorders due to infantile cerebral palsy. *Medical & Biological Engineering & Computing, 48, 765–772*.

Heistermann, J. (1994): Genetische Algorithmen. *Teubner-Texte zur Informatik*, B. G. Teubner Verlagsgesellschaft, Stuttgart – Leibzig.

Hengen, H., Madhukar P. (2004): Überwacht lernende Klassifikationsverfahren im Überblick, Teil 4. *at – Automatisierungstechnik.*

Holland, J. H. (1975): Adaption in Natural and Artificial Systems. *The University of Michigan Press*.

Hölzel, D. (1973): Ein Informationssystem zur Diagnoseunterstützung. *Materialien der Abteilung für Medizinische Statistik, Dokumentation und Datenverarbeitung der Universität Ulm.*

Hoos, M. B., Kuipers, H., Gerver, W. J., Westerterp, K. R. (2004): Physical activity pattern of children assessed by triaxial accelerometry. *European Journal of Clinical Nutrition*, 58, 1425-1428.

Hromkovic, J. (2001): Algorithmics for Hard Problems : Introduction to Combinatorial Optimization, Randomization, Approximation, and Heuristics. (Texts in Theoretical Computer Science), *Springer*.

Institut der Deutschen Wirtschaft Köln (2002): REHADAT: Informationssystem zur beruflichen Rehabilitation und Integration von Menschen mit Behinderungen. *Inst., Köln.*

Jain, A., Zongker, D. (1997): Feature Selection: Evaluation, Application, and Small Sample Performance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.

Jesdinsky, H. J. (1972): Diagnose-Modelle in der Medizin. *Meth. Inform. Med., 11, 48-59.*

Jungk, A., Thull, B., Rau, G. (2002): Intelligent alarms for anaesthesia monitoring based on fuzzy logic approach. - In: *Fuzzy logic in medicine.* Barro, S.; Marín, R. (ed.). Heidelberg, Physica-Verlag.

Juris GmbH (1976): Juristisches Informationssystem für die Bundesrepublik Deutschland

Kaaresen, P. I., Rønning, J. A., Tunby, J., Nordhov, S. M., Ulvund, S. E., Dahl, L. B. (2008): A randomized controlled trial of an early intervention program in low birth weight children: outcome at 2 years. *Early Human Development*, 84(3), 201-9.

Kadaba, M. P., Ramakrishnan, H. K., Wootten, M. E., Gainey, J., Gorton, G., Cochran, G. V. B. (1989): Repeatability of kinematic, kinetic, and electromyographic data in normal adult gait. *Journal of Orthopaedic Research*, 7, 849-860.

Kalbe, U. (1993): Cerebral-Parese im Kindesalter. *Gustav Fischer Verlag Stuttgart Jena New York.*

Kavanagh, J. J., Barrett, R. S., Morrison, S. (2004): Upper body accelerations during walking in healthy young and elderly men. *Gait and Posture*, 20, 291-298.

Kavanagh, J. J., Morrison, S., James, D. A., Barrett, R. (2006): Reliability of segmental accelerations measured using a new wireless gait analysis system. *Journal of Biomechanics,* 39, 2863-2872.

Keijsers, N. L., Horstink, M. W., van Hilten, J. J., Hoff, J. I., Gielen, C. C. (2000): Detection and assessment of the severity of Levodopa-induced dyskinesia in patients with Parkinson's disease by neural networks. *Movement Disorders*, 15, 1104-1111.

Keijsers, N. L., Horstink, M. W., Gielen, S. C. (2006): Ambulatory motor assessment in Parkinson's disease. *Movement Disorders*, 2l, .34-44.

Klocke, H.; Rau, G. & Schecke T.: Direkte Manipulation durch Berühreingabe bei einem Anästhesie-Informations- und Entscheidungsunterstützungs-System, in: W. Schönpflug; M. Wittstock (Hrsg*.) Software-Ergonomie '87*. S.146-155.

Klocke, W., Schecke, T., Jeusfeld, M., Rau, G., Hatsky, U., and Kalff, G. 1987. Wissensbasierte Entscheidungsunterstützung in der Anästhesie mit dem AES. In *Expertensysteme '87: Konzepte Und Werkzeuge, Tagung I/1987 Des German Chapter of the ACM* (April 07 - 08, 1987). H. Balzert, G. Heyer, and R. Lutze, Eds. Berichte des German Chapter of the ACM, vol. 28. Teubner, 341-355.

Köhler, C. O. (1973): Integriertes Krankenhaus-Informationssystem; Zielbestimmung und Rahmenmodell. *Beiträge zur Datenverarbeitung und Unternehmensforschung, Hain*

Kohavi, R., John, G. H. (1997): Wrappers for Feature Subset Selection. *Artificial Intelligence*, 1-2, 273–324.

Koller, W., Herbster, G., Cone, S. (1986): Clonidine in the treatment of essential trernor, *Movement Disorders*, 1, 235-237.

Krawiec, K., Bhanu, B. (2003): Visual Learning by Evolutionary Feature Synthesis. *Center for Research in Intelligent Systems, University of California*

Krägeloh-Mann, I. (2007): Zerebralparesen Update (Cerebral Palsy Update). *Monatsschrift Kinderheilkunde*, 155, 523-528.

Kraiss, K.-F. (1976) Vision and visual displays. In Kraiss, K.-F., Moraal, J., Hg., Introduction to Human Engineering, TÜF Rheinland GmbH, Köln, 85-147

Kraiss, K.-F. (1998): Benutzergerechte Automatisierung – Grundlagen und Realisierungskonzepte. *Automatisierungstechnik*, 46, 10, 457-467.

Kraiss, K. F. (2004): Mensch-Maschine Systeme II. *Lehrstuhl für Technische Informatik, RWTH Aachen*.

Krcmar, H. (2000): Informationsmanagement. *Springer*, Berlin.

Kubicek, H., Horst, U., Redder, V., Schmid, U. Schumann, I., Taube, W., Wagner, H. (1997): Ein Leitfaden für die Entwicklung von Stadtinformationen im Internet. *Hüthig Verlag, Heidelberg*

Kumru, H., Summerfield, C., Valldeoriola, F., Valls-Solé, J. (2004): Effects of subthalamic nucleus stimulation on characteristics of EMG activity underlying reaction time in Parkinson's disease. *Movement Disorders,* 19, 94-100.

Ledley, R., Lusted, L. (1959): Reasoning Foundations of Medical Diagnosis. *Science* 130, 9 – 21.

LeMoyne, R., Coroian, C., Mastroianni, T., & Grundfest, W. (2008): Accelerometers for quantification of gait and movement disorders: a perspective review. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 8(2), 137 – 152.

LeMoyne, R., Jafari, R. (2008b): Quantified deep tendon reflex device, second generation. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 8, 75 – 85.

Lennon, S., Johnson, L. (2000): The modified Rivermead Mobility Index: Validity and reliability. *Disability and Rehabilitation*, 22, 833-839.

Liikavainio, T., Bragge, T., Hakkarainen, M., Jurvelin, J. S., Karjalainen, P. A., Arokoski, J. P. (2007): Reproducibility of Loading Measurements With Skin-Mounted Accelerometers During Walking. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 88 (7), 907-915.

Linan, I., Mangone, C. A., Werden, W., Bueri, J. A., Estol, C. J., Garcea, D. O., Rey, R. C., Sica, R. E. P., Hallett, M., Bartko, J. J. (1996): Reliability of the NINDS Myotatic Reflex Scale. *Neurology*, 47, 969-972.

Luca, P. (1997): Fast Feature Selection with Genetic Algorithms A Filter Approach. *Lanzi Dipartimento di Elettronica e Informazione.*

Lücke, H. D. (1999): Signalübertragung. *Springer.*

Luger, G., Stubblefield, W. (2004): Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving (5th ed.). *The Benjamin/Cummings Publishing Company, Inc*., pp. 720.

Luinge, H. J., Veltink, P. H. (2004): Inclination measurement of human movement using a 3-D accelerometer with autocalibration. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 12 (1), 112- 121.

Luinge, H. J., Veltink, P. H. (2005): Measuring orientation of human body segments using miniature gyroscopes and accelerometers. *Med. Biol. Eng. Comput*.,43, 273-282.

Lord, S., Rochester, L., Baker, K., Nieuwboer, A. (2008): Concurrent validity of accelerometry to measure gait in Parkinsons Disease. *Gait and Posture,* 27, 357-359.

Lötters, J. C., Bomer, J. G., Verloop, A. J., Droog, E. A., Olthuis, W., Veltink, P.H., Berveld, P. (1998): Design, fabrication and characterization of a highly symmetrical capacitive triaxial accelerometer. *Sensors and actuators,* 66, 205-212.

Lötters, J. C., Schipper, J., Veltink, P.H., Olthuis, W. (1999): Procedure for in-use calibration of triaxial accelerometers applications. *Sensors and Actuators,* 68, 221–228.
Manning, C. D., Schütze, H. (1999): Foundations of Statistical Natural Language Processing. *MIT Press.*

Manning, C. D., Schutze, H. (1999): Foundations of Statistical Natural Language Processing. MIT Press, Cambridge, MA.

Manschot, S., van Passel, L., Buskens, E., Algra, A., Van Gijn, J. (1998): Mayo and NINDS scales for assessment of tendon reflexes: Between observer agreement and implications for communication. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry*, 64, 253-255.

Mansfield, A., Lyons, G. M. (2003): The use of accelerometry to detect heel contact events for use as a sensor in FES assisted walking. *Medical Engineering and Physics*, 25, 879 – 885.

Matsuoka, S., Yonezawa, Y., Maki, H., Ogawa, H., Hahn, A. W., Thayer, J. F., Caldwell, W. M. (2003): A microcomputer-based daily living activity recording system. *Biomedical Sciences Instrumentation*, 39, 220-3.

Mayagoitia, R. E., Nene, A. V., Veltink, P. H. (2002): Accelerometer and rate gyroscope measurement of kinematics: an inexpensive alternative to optical motion analysis systems. *Journal of Biomechanics,* 35(4), 537-542.

Mc Gill, D. J., King, W. W. (1989): *Engineering mechanics: An introduction to dynamics*. PWS-Kent, Boston.

Med-World, A. G. (2002): Infantile Zerebralparese. *www.med-world.de*.

Meinecke, L., Breitbach-Faller, N., Bartz, C., Damen, R., Rau, G., Disselhorst-Klug, C. (2006): Movement analysis in the early detection of newborns at risk for developing spasticity due to infantile cerebral palsy. *Human Movement Science*, 25, 125 – 144.

Meinecke, L. (2006b): Quantifizierung des Crosstalk-Anteils in Oberflächen-Elektromyogrammen. *Dissertation*, RWTH Aachen.

Menz, H. B., Lord, S. R., Fitzpatrick, R. C. (2003): Acceleration patterns of the head and pelvis when walking on level and irregular surfaces. *Gait and Posture*, 18, 35-46.

Menz, H. B., Lord, S. R., Fitzpatrick, R. C. (2003b): Age-related differences in walking stability. *Age and Ageing*, 32, 137 -142.

ter Meulen, Alice (2001): Logic and Natural Language. *Goble, Lou, ed., The Blackwell Guide to Philosophical Logic. Blackwell*

Meyer, M. (2006): Signalverarbeitung, analoge und digitale Signale, Systeme und Filter. *Vieweg Verlag.*

Michaelis, R., Niemann, G. (1999): Entwicklungsneurologie und Neuropädiatrie. *Georg Thieme Verlag, Stuttgart*.

Midorikawa, T., Tanaka, S., Kaneko, K., Koizumi, K., Ishikawa-Takata, K., Futami, J., Tabata, I. (2007): Evaluation of low-intensity physical activity by triaxial accelerometry. *Obesity Research,* 15(12), 3031-8.

Moe-Nilssen, R. (1998): A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions. Part 2: Gait analysis. *Clinical Biomechanics,* 13, 328-335.

Moe-Nilssen, R., Helbostad, J. L. (2004): Estimation of gait cycle characteristics by trunk accelerometry. *Journal of Biomechanics,* 37. 121 - 126.

Moe-Nilssen, R., Helbostad, J. L. (2005): Interstride trunk acceleration variability but not step width variability can differentiate between fit and frail older adults. *Gait and Posture*, 21, 164 – 170.

Muscillo, R., Conforto, S., Schmid, M., Caselli, P., D'Alessio, T. (2007): Classification of motor activities through derivative dynamic time warping applied on accelerometer data. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, 4930-3.

Najafi, B., Aminian, K., Paraschiv-Ionescu, A., Loew, F., Büla, C. J., Robert, P. (2003): Ambulatory system for human motion analysis using a kinematic sensor: monitoring of daily physical activity in the elderly. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering,* 50(6), 711–723.

Nakajima, Y., Einspieler, C., Marschik, P.B., Bos, A.F., Prechtl, H.F. (2006): Does a detailed assessment of poor repertoire general movements help to identify those infants who will develop normally? *Early Hum Dev*, 82: 53 – 59.

Nau, D. S.(1983): Decision Quality As a Function of Search Depth on Game Trees. *University of Maryland.*

Ng, J., Sahakian, A. V., Swiryn, S. (2003): Accelerometer-based body-position sensing for ambulatory electrocardiographic monitoring. *Biomedical Instrumentation and Technology*; 37(5), 338-346.

Niemann, H. (2003): Klassifikation von Mustern. *Lehrstuhl für Mustererkennung,Universität Erlangen*.

Nigg, B. M. & Herzog, W. Eds. (1994): Biomechanics. *Chichester, John Wiley & Sohn*.

Nilsson, N. (1998). Artificial Intelligence: A New Synthesis. *Morgan Kaufmann Publishers*.

Obwegeser, A. A., Uitti, R. J., Witte, R. J., Lucas, J. A., Turk, M. F., Wharen, R. E. Jr. (2001): Quantitative and qualitative outcome measures after thalamic deep brain stimulation to treat disabling tremors. *Neurosurgery*, 48, 274-281.

Opfer, G. (2002): Numerische Mathematik für Anfänger. Eine Einführung für Mathematiker, Ingenieure und Informatiker. *Vieweg- Verlag.*

Palmer, F. B. (2004): Strategies for the early diagnosis of cerebral palsy. *Journal of Pediatrics*, 145 (2), 8 – 11.

Panyr, J. (1986): Automatische Klassifikation und Information Retrieval. Anwendung und Entwicklung komplexer Verfahren in Information-retrieval-Systemen und ihre Evaluierung. *Niemeyer, Tübingen*.

Paro-Panjan, D., Neubauer, D., Kodric, J., & Bratanic, B. (2005): Amiel-Tison Neurological assessment at term age: clinical application, correlation with other methods, and outcome at 12 to 15 months. *Developmental Medicine and Child Neurology,* 47, 19 – 26.

Patrick, S. K., Denington, A. A., Gauthier, M. J., Gillard, D. M., Prochazka, A. (2001): Quantification of the UPDRS Rigidity Scale. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 9 (1), 31-41.

Perry, J. (1992): Gait Analysis: Normal and Pathological Function. *Slack, Thorofare, NJ.*

Phan, P., Mezghani, N., Parent, S., de Guise, J.A., Labelle, H. (2008): The use of a decision tree increases accuracy when classifying adolescent idiopathic scoliosis using Lenke classification. *Research into Spinal Deformities*, 6, 140, 335.

Piek, J. P. (1999): Spontaneous kicking in fullterm and preterm infants: Are there leg asymmetries? *Human Movement Science*, 18, 377-395.

Plato, R. (2004): Numerische Mathematik kompakt. *Vieweg+Teubner Verlag*.

Pohlheim, H. (1998): Entwicklung und systemtechnische Anwendung Evolutionärer Algorithmen. *Shaker Verlag*.

Pohlheim, H. (1999): Evolutionäre Algorithmen. *Springer Verlag*.

Poole, D., Mackworth, A., Goebel, R. (1998): Computational Intelligence: A Logical Approach. *Oxford University Press*

Prechtl, H. F. R., & Nolte, R. (1984): Motor behaviour of pre-term infants. In: H. F. R. Prechtl (Ed.). Continuity of Neural Functions from Prenatal to Potnatal Life. *Clinics in Developmental Medicine no. 94 (pp. 79-92). Oxford: Blackwell Scientific Publications.*

Prechtl, H.F.R. (1990): Qualitative changes of spontaneous movements in fetus and pre-term infants are a marker of neurological dysfunction. *Early Hum. Dev.*; 23:151-158.

Prechtl, H.F.R., Einspieler, C., Cioni, G., Bos, A.F., Ferrari, F., Sontheimer, D. (1997): An early marker for neurological deficits after perinatal brain lesions. *Lancet*; 349:1361-1363.

Prechtl, H.F.R. (1997b): State of the art of a new functional assessment of the young nervous system. A early predictor of cerebral palsy. *Early Hum. Dev.;* 50:1-11.

Prechtl, H.F.R., Einspieler, C., Bos, A., Cioni, G., & Ferrari, F. (1997c): Spontaneous Motor Activity as a Diagnostic Tool - Function Assessment of the Young Nervous System - A Scientific Illustration of Prechtl's Method. *London, Graz: The GM Trust.*

Prechtl, H. F. R. (2001): General movement assessment as a method of developmental neurology: new paradigms and their consequences. *Developmental Medicine and Child Neurology*, 43, 836 – 842.

Putz, R., Pabst, R. (2002): Sobotta, Atlas der Anatomie des Menschen. *Urban & Fischer.*

Randall, M., Carlin, J.B., Chondros, P., Reddihough, D. (2001): Reliability of the Melbourne assessment of unilateral upper limb function. *Developmental Medicine and Child Neurology*, 43, 761-767.

Rao, C.R.Hg. (1973): Linear Statistical Inference and its Applications. *J.Wiley and Sons, Inc., New York.*

Rau, G. (1982): Ergonomie in der Medizin: Ansätze für eine verbesserte Gestaltung komplexer medizin-technischer Instrumentierung. Rheinisch-Westfälische Akademie der Wissenschaften, *Westdeutscher Verlag*, N311, 41-62.

Rau, G., Disselhorst-Klug, C., Silny, J. (1997a): Noninvasive approach to motor unit characterization: muscle structure, membrane dynamics and neuronal control. *J. of Biomechanics*, 30, (5), 441-446.

Rau, G., Disselhorst-Klug, C. (1997b): Principles of high spatial resolution EMG (HSR-EMG): Single motor unit detection and the application in the diagnosis of neuromuscular disorders. *J. of Electromyography and Kinesiology*, 7, (4), 233-239.

Rau, G., Disselhorst-Klug , C., Schmidt, R. (2000): Movement biomechanics goes upwards: from the leg to the arm. *J Biomech*; 33(10): 1207 – 1216.

Rechenberg, I. (1973): Evolutionsstrategie – Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution. *Stuttgart, Fommann-Holzboog*.

Reucher, H., Rau, G. Silny, J. (1987): Spatial filtering of noninvasive multielectrode EMG: Part I - Introduction to Measuring Technique and Applications. *IEEE trans. Bio-Med. Eng., BME*, 34 (2), 98-105.

Reuner G., Pietz, J.(2006): Entwicklungsdiagnostik im Säuglings- und Kleinkindalter. *Monatsschrift Kinderheilkunde*.

Rienhoff, O., Piccolo, U., Schneider, B. (1988): Expert systems and decision support in medicine. *Springer Verlag, Berlin.*

Rinaldo, J., Scheinok, P., Rupe, C. (1963): Symptom diagnosis. A mathematical analysis of epigastric pain. *Ann.Intern. Med*. 59, 145.

Rocchi, L., Mancini, M., Chiari, L., Cappello, A. (2006): Dependence of anticipatory postural adjustments for step initiation on task movement features: a study based on dynamometric and accelerometric data. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1, 1489-92.

Russell, S. J., Norvig, P. (2003): Artificial Intelligence: A Modern Approach (2nd ed.). *Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.*

Sachs, L. (2004): Angewandte Statistik. *Springer.*

Saremi, K., Marehbian, J., Yan, X., Regnaux, J. P., Elashoff, R., Bussel, B., Dobkin, B. H. (2006): Reliability and validity of bilateral thigh and foot accelerometry measures of walking in healthy and hemiparetic subjects. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 20, 297 – 305.

Schecke, T. F., Langen, M., Rau, G., Käsmacher, H., Kalf, G. (1988): Knowledge-based decision support for monitoring in anesthesia: Problems, design and user interaction. *Expert systems and decision support in medicine. Rienhoff et al., Springer Verlag, Berlin,* 256-263,

Schmidt, R. (2000): Modellbasierte Erfassung der dreidimensionalen Auge-Hand-Koordination. *Dissertation, RWTH-Aachen, Helmholtz-Institut für Biomedizinische Technik, Aachen*.

Schneider, J., Rau, G. Silny, J. (1989): A noninvasive EMG technique for investigating the excitation propagation in single motor units. *Electromyogr. clin. Neurophysiol*., 29, 273-280.

Schrag, A., Schelosky, L., Scholz, U., Poewe, W. (1999): Reduction of Parkinsonian signs in patients with Parkinson's disease by dopaminergic versus anticholinergic single-dose challenges. *Movement Disorders,* 14, 252-255.

Seme-Ciglenecki, P. (2003): Predictive value of assessment of general movements for neurological development of high-risk preterm infants: Comparative study. *Croat Med J*, 44: 721 – 727.

Seniam (1999): European Recommendations for Surface Electromyography, results of the SENIAM project. *Roessingh Research and Development b.v.*.

Shan, G. (1999): Ein biomechanisches Modell auf Basis von individuellen anthropometrischen Daten für das Bewegungslernen von Flugphasen bei sportlichen Bewegungsabläufen. *LIT Verlag*

Sival, D. A., Visser, G. H., Prechtl, H. F. (1992): The effect of intraauterine growth retardation on the quality of general movements in the human fetus. *Early Human Development*, 28, 119-132.

Stahlmann, N., Härtel, C., Knopp, A., Gehring, B., Kiecksee, H., Thyen, U. (2007): Predictive Value of Neurodevelopmental Assessment versus Evaluation of General Movements for Motor Outcome in Preterm Infants with Birth Weights < 1500 g. *Neuropediatrics*, 38, 91-99.

Stotz, S., Von Zawadzky, R. M. (2000): Therapie der infantilen Zerebralparese. *Richard Pflaum Verlag GmbH & Co KG*.

Stuart J. Norvig, P. (2003): Artificial Intelligence: A Modern Approach (2nd ed.), *Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall*

Sun, Z.., Bebis, G., Yuan, X., Louis, S. J. (2002): Genetic feature subset selection for gender classification: A comparison study. *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*.

Thon, H. (1982): Die infantile Zerebralparese- Diagnose,·Therapie,·Rehabilitation, Prophylaxe. *Georg Thieme Verlag Stuttgart*.

Thull, B.; Schecke, T.; Rau, G.: Modellgestützte Bewertung von Mensch-Maschine-Schnittstellen am Beispiel des Anästhesie-Informationssystems AIS, in: S. Maaß; H. Oberquelle (Hrsg.) *Software-Ergonomie '89*. S.494-503.

Tipler, P. A. (1995): Physik. *Spektrum Akademischer Verlag*

Ushe, M., Mink, J. W., Revilla, F. J., Wernle, A., Schneider Gibson, P., McGee-Minnich, L., Hong, M., Rich, K. M., Lyons, K. E., Pahwa, R., Perlmutter, J. S. (2004): Effect of stimulation frequency on tremor suppression in essential tremor. *Movement Disorders,* 19, 1163-1168.

Uswatte, G., Miltner, W. H. R., Foo, B., Varma, M., Moran, S., Taub, E. (2000): Objective measurement of functional upper-extremity movement using accelerometer recordings transformed with a threshold filter. *Stroke*, 31, 662-667.

Uswatte, G., Foo, W. L., Olmstead, H., Lopez, K., Holand, A., Simms, M. L. (2005): Ambulatory monitoring of arm movement using accelerometry: an objective measure of upper-extremity rehabilitation in persons with chronic stroke. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 86, 1498-1501.

Vaillancourt, D. E., & Newell, K. M. (2000): The dynamic of resting and postural tremor in Parkinson's disease. *Clinical Neurophysiology*, 111, 2046 – 2056.

Van den Bogert, A. J,, Read, L,, & Nigg, B. M. (1996): A method for inverse dynamic analysis using accelerometry. *Journal of Biomechanics,* 29, 949-954.

Veeger, H.E., B. Yu, K.N. An and R.H. Rozendal (1997): Parameters for modeling the upper extremity. *J Biomech* 30(6): 647-52.

Veltink, P. H., Bussmann, H. B. J., Koelma, F., Franken, H. M., Martens, W. L. J., & van Lummel, R. C. (1993): The feasibility of posture and movement detection by accelerometry. *Engineering in Medicine and Biology Society*, *Proceedings of the 15th Annual International Conference of the IEEE*, 1230 – 1231.

Veltink, P.H., Bussmann, H.B.J., de Vries, W., Martens, W.L.J., Van Lummel, R.C. (1996): Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 4, 375 – 385.

Veltink, P.H., & Franken, H.M. (1996b): Detection of knee unlock during stance by accelerometry. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 4(4), 395-402

Veltink, P.H., Baten, C.T.M., & Luinge, H.J. (2007): Ambulatory measurement of arm orientation. *Journal of Biomechanics*, 40, 78-85.

Vincer, M. J., Allen, A. C., Joseph, K. S., Stinson, D. A., Scott, H., & Wood E. (2006): Increasing Prevalence of Cerebral Palsy Among Very Preterm Infants: A Population-Based Study. *Pediatrics* 118, 1621-1626

Vojta, V. (1981): Die zerebrale Bewegungsstörungen im Säuglingsalter (3rd ed.). *Stuttgart: Enke*

von Altrock, C. (1995): *Fuzzy Logic: Technologie*. Oldenbourg, München.

Wanner, E. (1974): On remembering, forgetting an understanding sentences. *Mouton, The Hague and Paris*

Warner, H. R., Sorenson D. K., Bouhaddou, O. (1997): Knowledge Engineering in Health Informatics. *Springer Verlag, New York*

Webster, J.G. (1984): Reducing motion artifacts and interference in biopotential recording. *IEEE Trans Biomed Eng* 31(12): 823-6.

Whitall, J. and N. Getchell (1996): Multilimb coordination patterns in simultaneous dissimilar upper and lower limb tasks. *Human Movement Science* 15: 129-155.

Whiting, W.C., R.J. Gregor and G.A. Finerman (1988): Kinematic analysis of human upper extremity movements in boxing. *Am J Sports Med* 16(2): 130-6.

Whitley, D. (2001): An overview of evolutionary algorithms: practical issues and common pitfalls. *Information and Software Technology*, 43, 14, 817–831.

Whittle, M. W. (2006): Gait Analysis: An Introduction. *Butterworth Heinemann*.

Willemsen, A. T. M., van Alsté, J. A., & Boom, H. B. K. (1990): Real-time Gait Assessment utilizing a new way of Accelerometry. *Journal of Biomechanics,* 23, 859-863.

Williams, S., Schmidt, R., Disselhorst-Klug, C., Rau, G. (2006): An upper body model for the kinematical analysis of the joint chain of the human arm. *Journal of Biomechanics*, 39 2419–2429.

Winkler, R. (1967a): The Assessment of prior distributors in Bayesian Analysis. *J. of the American Statistical Association* 62(319): 776-800.

Winkler, R. (1967b): The Quantification of Judgement: Some Methodological Suggestions. *J. of the American Statistical Association* 62(320): 1105-1119.

Winter, D. A.(1981): Biomechanics of Human Movement. *Med. Phys. Volume 8, Issue 4*, pp. 528-528

Winter, D. A. (1990): Biomechanics and motor control of human movement. *Wiley Interscience*.

Winter, D. A. (1992): Biomechanics of human movement, *University of Wyoming, ‚Physics', Kendall/Hunt Publishing,* 106-114.

Winters, J.M. (1995): How detailed should muscle models be to understand multi-joint movement coordination. *Human Movement Science* 14: 401-442.

Wortmann, P. (1972): Medical Diagnosis: An Information-Processing Approach. *Comp.Biom.Res*., 5, 315-328.

Yang, J., Honavar, V. (1998): Feature subject selection Using a Genetic Algorithm. *IEEE Intelligent Systems,*13, 2, 44-49.

Yanga, J. (2006): A simple approach to integration of acceleration data for dynamic soil–structure interaction analysis. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering Volume 26, Issue 8, Pages* 725-734

Yokochi K, Shimabukuro S, Kodama M, Kodama K, Hosoe A. (1993): Motor function of infants with athetoid cerebral palsy. *Dev Med Child Neurol*; 35(10): 909 – 16.

Yokochi K, Yokochi M, Kodama K. (1995): Motor function of infants with spastic hemiplegia. *Brain Dev*; 17(1): 42 – 8.

Yoshimura, I., Naito, M., Zhang, J. (2002) : Lateral thrust of anterior cruciate ligament-insufficient knees and posterior cruciate-insufficient knee. *International Orthopaedics*, 26, 303 -305

Yu, J., Bhanu, B. (2006): Evolutanary feature synthesis for facial expression recognition. Pattern Recognition Letters, 27, 1289-1298.

Zatsiorsky, V. (1983): The Mass and Inertia Characteristics of the Main Segments of the Human Body, *Biomechanics V*, IIIB, 1152-1159.

Zadeh, L. A. (1965): Fuzzy Sets. *Information and Controls*, 8, 338 – 353.

Zatsiorsky, V. M. (2002): Kinetics of human motion. *Human Kinetics.*

Zhang, K., Werner, P., Sun, M., Pi-Sunyer, F.X., & Boozer, C.N. (2003): Measurement of human daily physical activity. *Obesity Research*, 11, 33-40.

Zhang, K., Pi-Sunyer, F.X., & Boozer, C.N. (2004): Improving energy expenditure estimation for physical activity. *Medicine and Science in Sports and Exercise,* 36, 883-889.
Zhou, H., & Hu, H. (2005): Inertial motion tracking of human arm movements in stroke rehabilitation. *IEEE Mechatronics and Automation*, 3, 1306-1311.

Zijlstra, W. & Hof, A.L. (2003): Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking. *Gait and Posture*, 18, 1 – 10.

Zijlstra, W. & Bisseling, R. (2004): Estimation of hip abduction moment based on fixed body sensors. *Clinical Biomechanics,* 19, 819 - 827

Zuk, L., Harel, S., Leitner, Y., Fattal-Valevski, A. (2004): Neonatal general movements: an early predictor for neurodevelopmental outcome in infants with intrauterine growth retardation. J *Child Neurol,* 19: 14 – 18.

10 Anhang

10.1 Differentialkondensator

Ein Differentialkondensator enthält zwei Plattenkondensatoren, jeder der Plattenkondensatoren besteht aus zwei parallel zueinander angeordneten leitfähigen Platten (Bild 74). Wird eine Gleichspannung an die beiden Platten eines Plattenkondensators angelegt, laden sich die beiden Platten so lange auf, bis die Potentialdifferenz zwischen den beiden Platten gleich der angelegten Spannung ist. Dabei ist die im Kondensator gespeicherte elektrische Ladung Q in Coulomb proportional zur angelegten Spannung U in Volt. Der Quotient aus diesen beiden Größen liefert die Kapazität C eines Plattenkondensators in Farad.

$$C = \frac{Q}{U} \tag{40}$$

Da man davon ausgehen kann, dass zwischen den beiden Platten ein annährend homogenes elektrisches Feld besteht [Tipler 1995], lässt sich die elektrische Feldstärke E aus der angelegten Spannung U und dem Plattenabstand d bestimmen.

$$E = \frac{U}{d}$$

mit

$$E = \frac{\sigma}{\varepsilon_0}: \quad \text{elektrische Feldstärke}$$
$$\sigma = \frac{Q}{A}: \quad \text{Ladungsdichte} \tag{41}$$
$$A: \quad \text{Plattenfläche}$$
$$\varepsilon_0 = 8{,}85\frac{pF}{m}: \quad \text{elektrische Feldkonstante}$$

Hiermit ergibt sich aus Gleichung (41) für die angelegte Spannung U

$$U = \frac{Qd}{\varepsilon_0 A} \tag{42}$$

Für die Kapazität C folgt damit

$$C = \frac{\varepsilon_0 A}{d} \tag{43}$$

Die Kapazität und der Abstand der Platten verhalten sich also umgekehrt proportional zueinander. In einem kapazitiven Beschleunigungssensor ist die Masse m elastisch zwischen zwei leitfähigen Platten aufgehängt. In Richtung der Bewegungsachse ergeben sich somit zwei Plattenkondensatoren (Differentialkondensator). Eine Platte jedes Kondensators ist an der Masse angebracht. Die zweite Platte befindet sich am Sensorgehäuse. Verschiebt sich die seismische Masse um Δd aus der Mittelstellung d_0, ändert sich der Plattenabstand der beiden Kondensatoren um $+\Delta d$ bzw. $-\Delta d$. Um die Änderung der Kapazität zu messen dient eine Brückenschaltung nach Wheatstone (Bild 74) [Winter 1990].

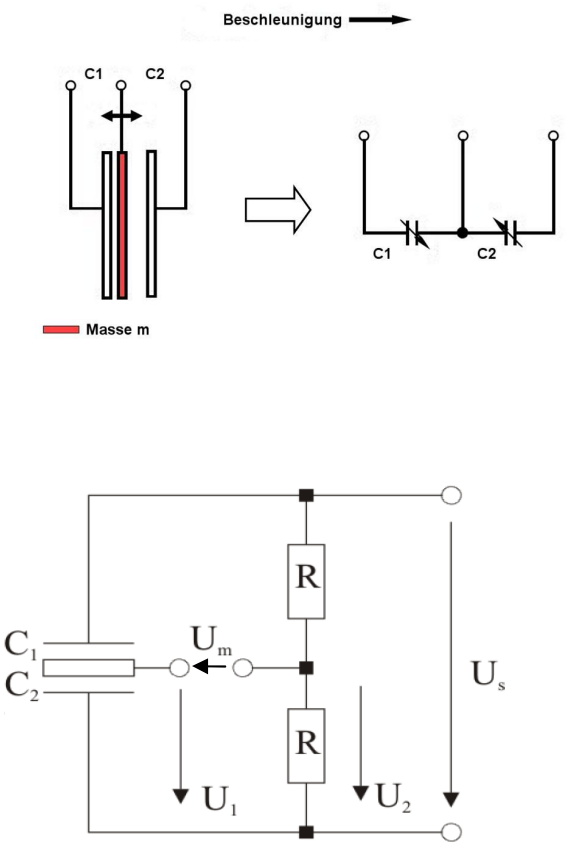


Bild 74: Differentialkondensator bestehend aus zwei Plattenkondensatoren [Freescale 2006] mit korrespondierender Wheatstone'scher Messbrücke

An U_S wird eine Wechselspannung angelegt. Nach der Spannungsteilerregel ergibt sich für den Spannungsabfall über die ohmschen Widerstände [Tipler 1995]

$$U_2 = U_S \, R/2R \tag{44}$$

und für den Spannungsabfall im linken Brückenzweig über die Impedanzen

$$U_1 = U_S \frac{1}{j\omega C_2} \Big/ \left(\frac{1}{j\omega C_1} + \frac{1}{j\omega C_2}\right) = U_S \frac{C_1}{C_1 + C_2} \tag{45}$$

mit $\omega = 2\pi f$: Kreisfrequenz, mit Frequenz $f = 1/T$ und Periode T

$j = \sqrt{-1}$: imaginäre Zahl

Für den Spannungsunterschied U_m ergibt sich

$$U_m = U_2 - U_1 = U_S\left(\frac{1}{2} - \frac{C_1}{C_1 + C_2}\right) = \frac{U_s}{2}\left(\frac{C_2 - C_1}{C_1 + C_2}\right) \tag{46}$$

Mit den Gleichungen für C_1 und C_2

$$C_1 = \frac{\varepsilon_0 A}{d_0 - \Delta d} \text{ und } C_2 = \frac{\varepsilon_0 A}{d_0 + \Delta d} \tag{47}$$

folgt für U_m

$$U_m = -\frac{\Delta d}{2 d_0} U_s \tag{48}$$

Die gemessene Spannung U_m ist somit proportional zur Auslenkung der Masse. Nach Gleichung (8) ist damit U_m auch proportional zur Kraft, die auf die Masse einwirkt. Die wirkende Kraft ist nach Gleichung (7) wiederum proportional zur erfahrenen Beschleunigung. Somit ist durch die Messung der Spannung U_m über einen linearen Zusammenhang die Bestimmung der Beschleunigungsamplitude möglich [Winter 1992].

11 Lebenslauf

Name:	Franziska Heinze
geboren am:	29. November 1978

Ausbildung und beruflicher Werdegang

1985 - 1989	Grundschule Linden, Gießen
1989 - 1991	Landgraf Ludwig Gymnasium, Gießen
1991 - 1993	Paulinum Gymnasium, Münster
1993 - 1998	Beethoven Gymnasium, Bonn Abschluss mit Allgemeiner Hochschulreife
1998 - 2004	Studium der Elektrotechnik und Informationstechnik an der Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen Abschluss als Diplom-Ingenieur der Elektrotechnik und Informationstechnik
2004 - 2009	Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Angewandte Medizintechnik, Helmholtz-Institut für Biomedizinische Technik, Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule Aachen
2009 - 2010	Country Project Support Manager, Roche Diagnostics Ltd., Rotkreuz, Schweiz
seit 2011	International Product Manager, Roche Diagnostics Ltd., Rotkreuz, Schweiz