

ENTWICKLUNGSSTUDIE EINER MESSAPPARATUR
ZUR QUANTIFIZIERUNG VON
FINGERGRIFFKRÄFTEN IN EINER
PRÄZISIONSGRIFFAUFGABE

Diplomarbeit

durchgeführt unter der Leitung von:

Dr. Dieter F. Kutz
Prof. Dr. Bernhard Haubold
Prof. Dr. Frank Leßke

eingereicht von

Alexander Wölfel

im Fachbereich Bioinformatik
Fachhochschule Weihenstephan



Physiologisches Institut
LMU München
Pettenkofer Straße 12
D-80336 München



Fachhochschule
Weihenstephan

University of Applied Sciences

Fachhochschule Weihenstephan
Studiengang Bioinformatik
Am Hofgarten 4
D-85354 Freising

Email: WOELFELA@GMAIL.COM

Eingereicht am 26. Juli 2008.

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit an Eides statt, dass die vorliegende Arbeit von mir selbst und ohne fremde Hilfe verfasst und noch nicht anderweitig für Prüfungszwecke vorgelegt wurde. Es wurden keine anderen als die angegebenen Quellen oder

Hilfsmittel benutzt. Wörtliche und sinngemäße Zitate sind als solche gekennzeichnet.

Freising, den 26. Juli 2008

Alexander Wölfel

Danksagung

Ich möchte an dieser Stelle bei einigen Personen für die Unterstützung bei der Durchführung meiner Diplomarbeit danken.

Zum einen danke ich Herrn Dr. Dieter F. Kutz und Herrn Prof. Florian Kolb für die fulminante persönliche Betreuung während meiner Zeit an der Ludwig-Maximilians-Universität in München.

Für die Unterstützung von Seiten der FH Weihenstephan danke ich Herrn Prof. Dr. Bernhard Haubold und Prof. Dr. Frank Leßke.

Dank gebührt auch Frau Prof. Dr. Dagmar Timmann von der Universitätsklinik der Universität Duisburg-Essen, die des Öfteren Messungen mit Patienten ermöglicht und organisiert. Ohne diese Daten wäre diese Arbeit nicht möglich gewesen.

Inhaltsverzeichnis

1	Motivation	1
2	Einführung	3
2.1	Medizinische Grundlagen	3
2.1.1	Kleinhirn	3
2.1.2	Klassische Konditionierung	6
2.1.3	Präzisionsgriff	7
2.2	Versuchsaufbau	7
2.2.1	Greifstab	7
2.2.2	Elektromyographie	8
2.2.3	LabVIEW	8
2.2.4	Tekscan	8
2.2.5	Entwicklungsumgebung	9
2.3	Das Himbeereexperiment	9
2.3.1	Strategien im Himbeereexperiment	10
2.3.2	Technischer Trialablauf	10
2.3.3	Klassische Konditionierung / Lernverhalten	11
3	Experimentkontrolle	12
3.1	Analogrechner	12
3.2	Microcontroller	13
3.2.1	Systembau	14
3.2.2	Programmierung	15
4	Methodik	21
4.1	Aufbereitung und Quantifizierung der Bilddaten	21
4.1.1	Rauschfilter	21
4.1.2	Folienrelative Griffpositionen	23
4.1.3	Stabrelative Griffpositionen	25
4.1.4	Vereinfachtes Modell / Fingerpositionen	25
4.1.5	Einfaches Zweidimensionales Modell	26
4.1.6	Erweitertes Dreidimensionales Modell	27
4.2	Geometrischer Lösungsansatz	29
4.2.1	Erkenntnisse	32
4.3	Lösungsansatz über Restdrehmoment	33

5	Quantifizierung von Griffkräften im Präzisionsgriff	35
5.1	Parameterwahl	35
5.2	Trennfunktion	41
5.2.1	Multivariate Normalverteilung	41
5.2.2	Bayes Klassifikator	41
5.2.3	Vollständige Kreuzvalidierung der Trennfunktion	43
6	Fazit	46
6.1	Tekscan System	46
6.2	Quantifizierungsmodell	47
6.3	Trainingsdaten	47
	Bemaßung Frontblenden Mikrocontroller	48
	Detection of changes in grip forces on a sliding object	53

Tabellenverzeichnis

3.1	Mikrocontroller, änderbare Parameter	18
5.1	Ergebnistabelle Kolmogorov-Smirnov Test	38
5.2	Verteilungsparameter der Patienten- und Probandenklasse	43
5.3	Ergebnistabelle vollständige Kreuzvalidierung	45

Abbildungsverzeichnis

1.1	Darstellung von Dreifingergriffszenarien	1
2.1	Schematische Darstellung Gehirn	3
2.2	Informationsfluss aus dem Kleinhirn	4
2.3	Aktivitätsdiagramm verschiedener Zellen der Kleinhirnrinde	5
2.4	Schematische Darstellung Greifstab	7
2.5	Schematische Darstellung drucksensitive Folie	8
3.1	Ersetzter Analogrechner	13
3.2	Schematischer Versuchsdurchgang Raspberry-Task	14
3.3	Mikrocontroller ATmega128 + Entwicklungsboard	15
3.4	Mikrocontroller, montiert	15
3.5	Mikrocontroller, Anschlussgruppe mit acht Ports	16
3.6	Ablaufplan Einstellungen am Mikrocontroller	17
3.7	Ablaufplan Experimentsteuerung „Raspberry“	19
3.8	Ablaufplan Messwertaufnahme im Mikrocontroller	20
4.1	Problematik Folienbiegung	22
4.2	Bildrauschen in der Punktmatrize der drucksensitiven Folie	22
4.3	Filtereffekt des verbesserten Filters	23
4.4	Zentriegewichtung der Fingerdruckpunkte	24
4.5	Projektion Fingerdruckpunkte auf Stabmantel	26
4.6	Schematische Darstellung Greifmodell	27
4.7	Schematische Darstellung Greifmodell mit Stabbewegung	28
4.8	Reelle Fingerposition - Foto	29
4.9	Reelle Fingerposition - Modell	30
4.10	Reelle Fingerposition - Geometrisches Modell	31
4.11	Reelle Fingerposition - Drehmomentmodell	33
5.1	Sichtprüfung Modellparameter	37
5.2	Sichtprüfung logarithmische Modellparameter	38
5.3	Sichtprüfung logarithmische kumulativer Modellparameterverteilungen	39
5.4	Gruppendarstellung der gewählten Parameter	40
5.5	Gruppendarstellung der gewählten Parameter mit Trennfunktion	44
1	Rackblende; Hauptplatine	48
2	Rackblende; LCD / Eingabetastatur	49
3	Rackblende; Digitale/Analoge Ports	50

4 Rackblende; Digitale Ports 51
5 Rackblende; Grund/Masse Ports 52

Kapitel 1

Motivation

Viele feinmotorische Tätigkeiten, wie zum Beispiel das Aufheben kleiner Gegenstände von einem Tisch zum Beispiel, werden vom Menschen mittels Präzisionsgriff durchgeführt. Einige dieser Aufgaben löst der Bewegungskomplex als Zweifingergriff, unter Verwendung von Daumen und Zeigefinger. Daumen und Zeigefinger stehen sich direkt gegenüber und bilden eine zweidimensionale Arbeitsebene. Die meisten der Aufgaben, vor allem wenn runde oder zylindrische Gegenstände beteiligt sind, werden unter Zuhilfenahme von mehr als zwei Fingern durchgeführt. Diese Mehrfingergriffe stützen sich auf den Daumen und mehrere andere Finger, gebräuchlicher Weise als Dreifingergriff mit Daumen, Zeige- und Mittelfinger. Dreifingergriffe sind in vielerlei alltäglicher Bewegungsabläufe vorhanden und gehören zu den elementarsten Griffen, die Menschen durchführen können. Dazu gehört das Halten von Objekten wie Essen, einem Ball oder Spielzeug, das Schreiben mit einem Stift oder das Abschrauben eines Deckels von einer Flasche [6]. Abbildung 1.1 zeigt einige dieser Dreifingergriffe.

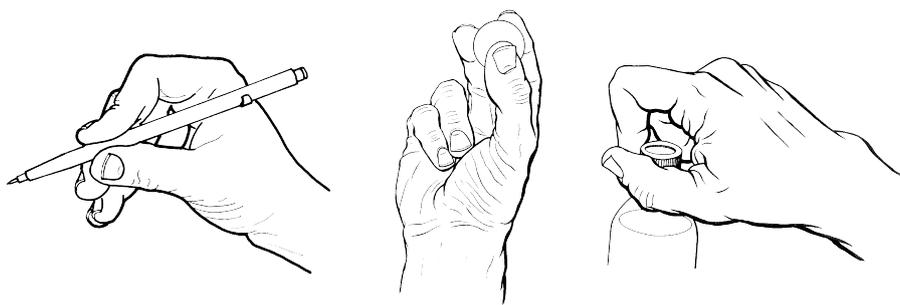


Abbildung 1.1: Darstellung verschiedener Szenarien die einen Dreifingergriff benötigen. Von links nach rechts: Das Schreiben mit einem Stift; Das Halten eines Balls; Das öffnen einer Flasche. Aus [6]

Durch Einbeziehung eines dritten Fingers erhöht sich die Flexibilität des Bewegungsapparates im Umgang mit dem zu lösenden Problems, sowie die Komplexität der Bewegung und die

Anzahl der Freiheitsgrade die durch das zentrale Nervensystem beachtet werden müssen.

Es gibt bereits einige Forschungsarbeiten welche die Griffkräfte eines Präzisionsgriffes (Daumen gegenüber von zwei oder mehr Finger) untersuchen [1, 2, 3, 8, 7, 9, 15, 17]. Frühere Studien nutzten zwei Kraftmesser, auf denen abwechselnd zwei sich gegenüberliegende Finger gemessen wurden. Aktuelle Techniken sind in der Lage, die Griffparameter dreier und mehr Finger gleichzeitig aufzunehmen [2, 3, 17]. Nur wenige beschäftigten sich mit der vektoriellen Verteilung der Griffparameter [1, 2, 16].

Ein Algorithmus zur Erfassung von Kraftänderungen und Trennung einzelner Finger auf einem Griffstab wurde entwickelt [11]. Dieser Algorithmus ist eine Modifikation der klassischen Gauss'schen Zufallsfeld-Theorie zum Erkennen von signifikanten Daten [14]. Durch die Änderungen an der Gauss'schen Zufallsfeld-Theorie wird auch die Signalstärke beachtet, um die Anzahl der falsch positiv detektierten Daten bei geringer Krafteinwirkung zu reduzieren. Dieser Algorithmus erlaubt die Griffkräfte einer unbeschränkten Anzahl von Fingern ohne Einschränkungen in deren Positionen simultan zu messen. Der Algorithmus ist verwendbar für grundlegende und klinische Forschung in der Human- und Tierphysiologie und dient hier als Grundlage zur Ermittlung der Zeit-/Raum-vektoriellen Verteilung der Griffkräfte.

Ziel dieser Arbeit ist es, eine aussagekräftige Methode zum Erfassen der zeitlich- und räumlich- vektoriellen Verteilung der Griffkräfte beim Halten eines Objektes zu entwickeln und diese zu implementieren. Diese Methode soll eine signifikante Unterscheidung zwischen Patienten und Probanden ermöglichen können.

Kapitel 2

Einführung

2.1 Medizinische Grundlagen

2.1.1 Kleinhirn

Das Kleinhirn, auch Cerebellum genannt, ist hauptsächlich für die motorische Steuerung des Körpers zuständig. Es befindet sich an der Rückseite des Hirnstamms unterhalb des Großhirns. Abbildung 2.1 veranschaulicht Groß-, Kleinhirn sowie Hirnstamm schematisch. Zu sehen ist das Großhirn, in hellgrau, das Kleinhirn und der Hirnstamm, in grau.



Abbildung 2.1: Schematische Darstellung des menschlichen Gehirns. Hellgrau : Großhirn; Grau : Kleinhirn/Hirnstamm. Aus [13]

Evolutionäre Veränderungen am Kleinhirn schlugen sich vor allem in den seitlichen Hemisphären nieder. Diese Bereiche gewannen stark an Größe. Die Neuronendichte ist innerhalb des

Kleinhirns auch wesentlich höher als in den anderen Kompartimenten des Gehirns. So enthält das Cerebellum, obwohl es nur 10% des Gehirnvolumens ausmacht, rund 50% aller Neuronen des Gehirns. In der weißen Substanz der beiden Hemisphären sind jeweils drei Kerne eingelagert. Der Nucleus fastigii, interpositus und dentatus.

Ein Nucleus, oder Kern, ist eine Ansammlung von Nervenzellkörpern als graue Substanz innerhalb einer, von Leitungsbahnen/Axone dominierten, weißen Substanz im Gehirn.

Im Kleinhirnkortex, der Rinde des Kleinhirns, kommen fünf verschiedene Neuronentypen vor. Auffallend ist an dieser Stelle, dass alle fünf Typen über die gesamte Kleinhirnrinde hinweg gleich angeordnet sind. Die Rinde des Kleinhirns unterteilt sich in drei klar abgegrenzte Schichten (siehe Abbildung 2.2).

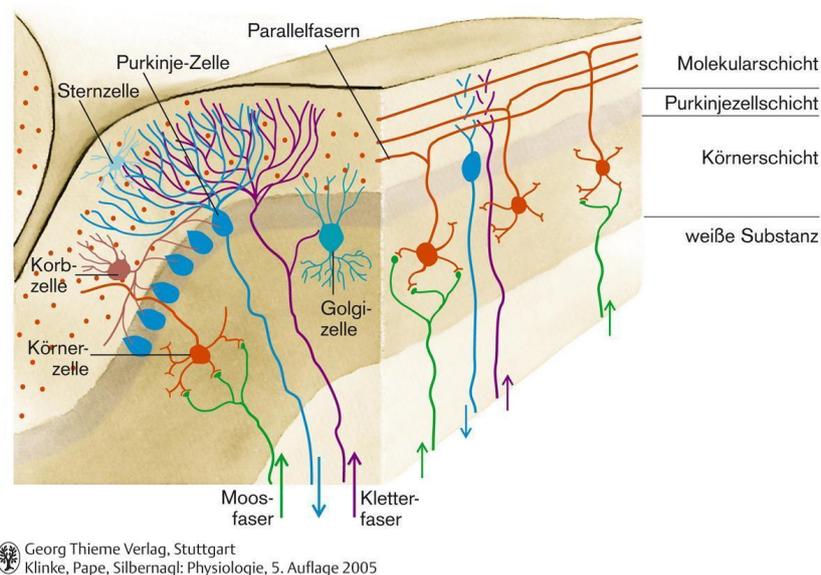
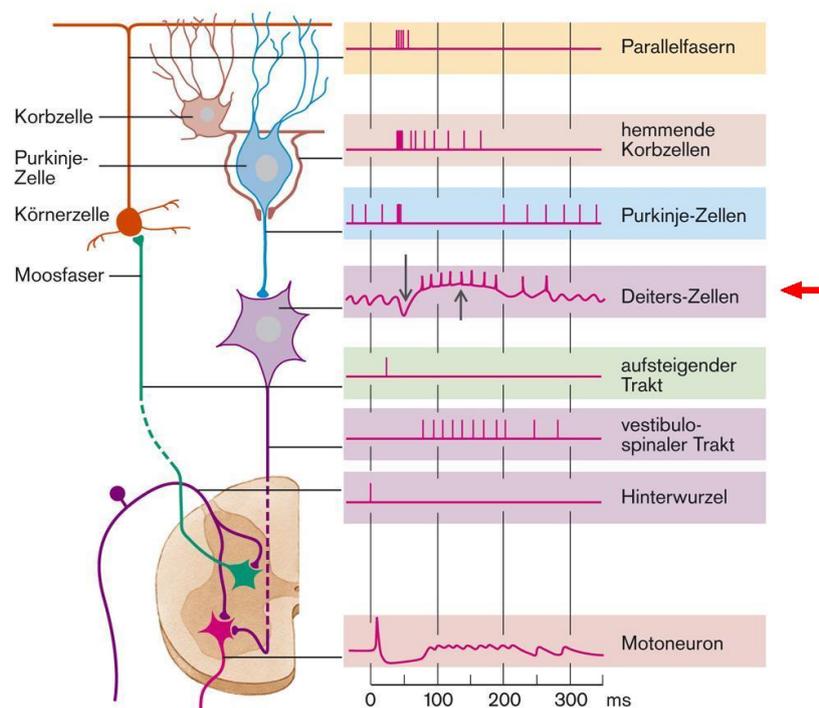


Abbildung 2.2: Schnittbild der Kleinhirnrinde. Zu sehen sind die Purkinje Zellen mit ihren wurzelartigen Dendriten orthogonal zu den Parallelfasern der Körnerzellen. Aus [10]

Die außen gelegene Molekularschicht enthält die aufsteigenden Axone der Körnerzellen (Parallelfasern), Dendriten der Purkinje-Zellen und eingelagerte hemmende Interneurone (Stern- und Korbzellen). Darunter schließt sich die Purkinjzellschicht mit den großen Purkinje-Zellen an. Deren ausgedehnter Dendritenbaum erstreckt sich in die Molekularschicht und ist spalierbaumartig senkrecht zur Längsachse des Foliums und zu den verzweigten Parallelfasern angeordnet. Purkinje-Zellen sind die Efferenzen der Kleinhirnrinde; ihre Axone ziehen durch die weiße Substanz zu den zerebellären Kernen und dem lateralen Vestibulariskern (Deiters). [10] (26.7.2)

Die inhibierende Wirkung der Purkinje-Zellen auf die Kerne des Kleinhirns steuert letztendlich deren erregende Wirkung auf die Motorneuronen und somit die Muskelbewegung (siehe Abbildung 2.3)



Georg Thieme Verlag, Stuttgart
Klinke, Pape, Silbernagl: Physiologie, 5. Auflage 2005

Abbildung 2.3: Zeigt die Aktivitäten der verschiedenen Zellen der Kleinhirnrinde. Ein Augenmerk (roter Pfeil) liegt auf der inhibierenden Wirkung der Purkinje-Zellen auf die Deiters-Zellen. Aus [10]

Die Purkinje-Zellen der Kleinhirnrinde werden über zwei verschiedene Eingänge angeregt. Die einzelnen Arten der Aktivierung sind mit unterschiedlichen Funktionen verbunden. Neuronen im Hirnstamm und Rückenmark erregen über Axone, den Moosfasern, Körnerzellen. Die Axone der Körnerzellen bilden die Parallelfasern, welche in Abbildung 2.2 gut zu sehen sind. Diese Parallelfasern erregen die Purkinje-Zellen nur geringfügig weshalb eine massive Aktivität der Körnerzellen von notwendig ist, um die Auslösung eines Aktionspotentials einer Purkinje-Zelle zu erreichen. Den zweiten Eingang bilden Kletterfasern, die von Neurone in der unteren Olive im Hirnstamm gebildet werden. Die Kletterfasern hingegen winden sich um die Dendriten der Purkinje-Zellen und gehen mit dieser eine Vielzahl von Verbindungen ein. Um das Aktionspotential einer Purkinje-Zelle Mithilfe einer Kletterfaser zu erreichen genügt bereits eine einmalige Aktivität einer einzelnen Kletterfaser.

Die drei Hauptkerne des Kleinhirns bekommen ihre Informationen von unterschiedlichen Arealen des Kleinhirnkortex. So spiegelt der Kortex der Vermis auf den Nucleus fastigii, der intermediäre Kortex auf den Nucleus interpositus und der Kortex der lateralen Hemisphäre auf den Nuclus dentatus.

Die Vermis des Vorderlappens ist mit dem zugehörigen Kernen in die spinale Stützmotorik integriert. Aufsteigende Information und absteigende Effekte bilden ein peripheres Rückkop-

pelungssystem. Damit wird Information über die Körperhaltung unmittelbar in Aktivitäten von Bahnen, die die axiale Muskulatur kontrollieren und damit Körperhaltung, Muskeltonus und stützmotorische Bewegungen nahezu reflektorisch steuern. In enger Zusammenarbeit mit dem Vestibulocerebellum wird das Gleichgewicht gesichert und die Okulomotorik in Zusammenhang mit Körperhaltung und Augen-Kopf-Koordination reguliert.

Die Pars intermedia ist im peripheren Teil ähnlich verschaltet. Hinzu existiert eine zentrale Schleife mit dem Motorkortex. Sie ermöglicht der Pars intermedia eine Komparatorfunktion: die Pars intermedia erhält über Kollateralen vom Motorkortex eine Efferenzkopie des endgültigen Bewegungsprogramms und über spinozerebelläre Trakte die Information über die Durchführung der Bewegung. So werden Absicht (Soll) und Wirklichkeit (Ist) verglichen und Differenzen (= Fehlersignale) führen zu Kurskorrektur. Dies ist für die Kombination von Stütz- und Zielmotorik wesentlich, aber auch eine Zusammenarbeit mit der lateralen Hemisphäre ist möglich.

Die lateralen Hemisphären sind Bestandteil von Verbindung zwischen assoziativen Kortexarealen und dem Motorkortex. Der Bewegungsplan des Assoziationskortex wird in den lateralen Abschnitten des Kleinhirns in motorische Programme umgesetzt und über den Thalamus dem Motorkortex zur Ausführung übermittelt. Diese Kleinhirnabschnitte sind entscheidend für den korrekten Ablauf schneller ballistischer Zielbewegungen, die keinen zeitlichen Spielraum für Rückkopplungen bieten. [10] (26.7.4)

Schäden am Kleinhirn verursachen weniger Komplettausfälle denn Beeinträchtigungen von Bewegungsabläufen. So führt eine Beeinträchtigung des Archizerebellums, dem evolutionär ältesten Teil des Cerebellums, zu einem Fehlverhalten der Augenmuskulatur und zu schwankenden Bewegungen des Körpers, einer sogenannten Ataxie. Schädigungen in den äußeren Hemisphären des Kleinhirns resultieren in fehlender Kontrolle über die Körperextremitäten. Es treten Extremitätenataxien und verringerte oder gar fehlende Koordinationsfähigkeit von Muskelgruppen auf. Eine komplexe Bewegung wird in mehrere einfachere Bewegungen zerlegt (De-komposition), rasche Bewegungswechsel sind nicht mehr möglich (Adiadochokinese) und das Ausmaß von Bewegungen ist falsch (Dysmetrie). Zudem kann es zu einem Intentionstremor, einem Wackeln oder Zittern bei einer zielgerichteten Bewegung, kommen.

2.1.2 Klassische Konditionierung

Die klassische Konditionierung nach Iwan Petrowitsch Pawlow ist eine Methodik zum Testen assoziativen Lernens. Die klassische Konditionierung verbindet einen sensorischen Reiz mit einer reflektorischen Bewegung. Dabei würde dieser sensorische Reiz die reflektorische Bewegung im Normalfall nicht hervorrufen. Pawlow brachte dabei den Speichelfluss (reflektorische Reaktion) von Hunden mit dem Klingelton einer Glocke (sensorischer Reiz), durch deren Läuten während den Fütterungen, in Verbindung. So konnte bei den Hunden alleine mit dem Signal

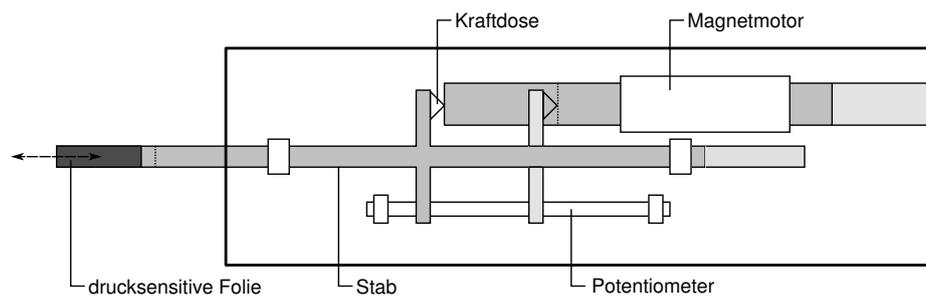


Abbildung 2.4: Schematische Darstellung Greifstab

der Glocke ein Speichelfluss, ohne den Kontakt zu Futter, induziert werden. Für weitergehende Informationen zu Methoden der klassischen Konditionierung unter Betrachtung von motorischem Lernen empfehle ich [12].

2.1.3 Präzisionsgriff

Präzisionsgriffe sind eine Griffart, die bei feinen Aufgaben wie dem Aufheben von kleinen oder Kleinstgegenständen zum Einsatz kommt. Unter der Nutzung von Daumen als Opponent gegenüber dem Zeigefinger oder dem Zeige- und Mittelfinger ist eine besonders feine Kontrolle über den Bewegungsakt möglich. Der Präzisionsgriff wird meist als Dreifingergriff durchgeführt, kommt aber auch als sogenannter Pinzettengriff (Zweifingergriff) mit Daumen gegenüber dem Zeigefinger vor. Der Dreifingergriff ist die wichtigste Form des Präzisionsgriffes bei Menschen.

2.2 Versuchsaufbau

2.2.1 Greifstab

Den Kern, des für alle Messungen genutzten Versuchsaufbaus bildet ein "Greifstab". Dieser ist ein vorweg entwickelter Apparat [5] der zur Messung von auftretenden Griff- und Lastkräften herangezogen wird und setzt sich im groben aus einer beweglichen Achse, einer Kraftdose und einem Positionspotentiometer zusammen. Abbildung 2.4 zeigt diesen Apparat schematisch.

Zur Aufnahme der Bewegungsdaten dient ein horizontal beweglicher Stab, der mittels eines Linearmotors angetrieben wird. Zwischen dem Motor und der beweglichen Achse dient eine Kraftdose der Messung von Druck-/Zugkräften längs der Stabachse. Des Weiteren befindet sich ein lineares Potentiometer zur aktuellen Positionsbestimmung des Greifstabes im Versuchsaufbau.

Für die Aufnahme der eigentlichen Fingergriffkräfte ist eine drucksensitive Folie auf dem der Testperson zugewandtem Stabende aufgeklebt.

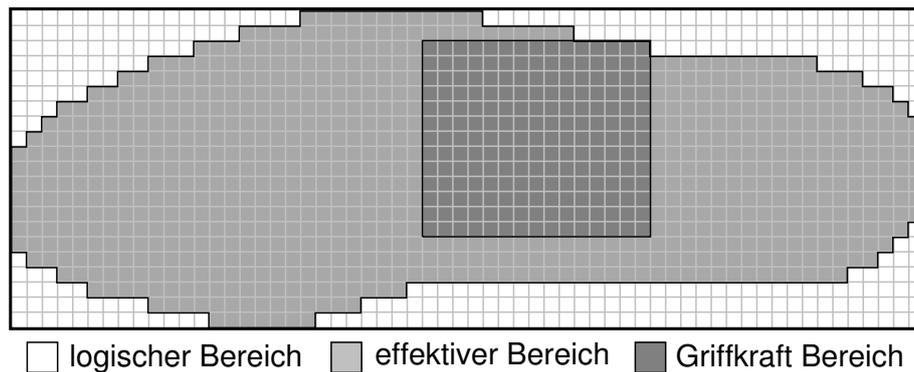


Abbildung 2.5: Schematische Darstellung drucksensitive Folie

2.2.2 Elektromyographie

Durch das Aufkleben von externen Elektroden auf die Haut kann das Potential eines Muskels quantitativ erfasst werden. Bei geschickter Platzierung der Elektroden über dem gewünschten Muskel kann dessen aktuelle Aktivität als Spannungsdifferenz zwischen den Elektroden abgeleitet werden. Die Wahl der geeigneten Messverstärkung ermöglicht die informationstechnische Erfassung und Quantifizierung.

2.2.3 LabVIEW

Für die Aufnahme der Stabparameter, Zug/Lastkraft und Stabposition, und der physiologischen Parametern, hier die Muskelaktivität genutzter Muskeln, wird ein LabVIEW¹ Programm verwendet. Während die Stabparameter direkt von technischen Sensoren abgenommen werden, werden Elektromyographie, kurz EMG, Daten zunächst mittels einem Messverstärker verstärkt und danach als Spannungsdifferenz in LabVIEW aufgenommen.

2.2.4 Tekscan

Die Firma Tekscan befasst sich mit der Erfassung von Druckverteilungen und -kräften. Sie entwickelt drucksensitive Folien für den industriellen und medizinischen Sektor. Für die Erfassung einzelner Fingergriffkräfte wird eine drucksensitiven Folien aus dem Bereich der Orthopädie und Sportmedizin verwendet. Es handelt sich dabei um eine flexible Einlage für Schuhe, um die Druckverteilung auf der Fußunterseite zu erfassen. Die Folie besitzt 21×60 logisch ansprechbare Drucksensoren, von denen aufgrund der Sohlenform nur 955 bautechnisch ausgeführt sind. Abbildung 2.5 zeigt diese Folie mit dem logisch ansprechbaren Bereich, der realisierten Sohlenform und des hier, zur Aufnahme von Fingergriffkräften, genutzten Folienabschnitts.

¹<http://www.ni.com/labview/d/>

Die Folie lässt sich, um flexibel auf verschiedene Schuhgrößen reagieren zu können, auf die gewünschte Form zuschneiden. In der Abbildung 2.5 ist der Bereich der für die Erfassung der Griffkräfte ausgeschnitten wurde, gekennzeichnet. Es verbleibt ein Bereich von 13×15 Sensoren für diese Detektion. Jeder dieser Sensoren hat eine Größe von $5.08 \times 5.08\text{mm}^2$.

2.2.5 Entwicklungsumgebung

Als erfassendes System dient ein komplexer Soft- und Hardwareverbund. Die EMG Daten, Stablastkräfte und die Stabposition werden über ein LabVIEW System digital erfasst. Die während eines Versuches auftretenden Griffkräfte werden separat über ein Tekscan System quantifiziert und abgespeichert. Für die Synchronisation von LabVIEW- und Tekscan System sorgt ein externer Trigger. Die Griffkraftdaten werden nach deren Erfassung durch ein Yorick Programm in auswertbare Daten umgewandelt. Yorick ist ein, für Simulation und Massenauswertung von Daten konstruierter, Interpreter. Ursprünglich für Unix basierende Betriebssysteme entwickelt, ist Yorick nun auch auf Windows und andere Systeme verfügbar. Yorick ist plattformunabhängig und basiert auf einer C ähnlichen Sprache. Sämtliche Berechnungen, für die im Kapitel 4 entwickelten Modelle, wurden in Yorick ausgeführt. Neben LabVIEW ist Yorick die zweite große Entwicklungsumgebung dieses Versuchsaufbaus. Dies umfasst auch alle Berechnungen zu stabrelativen Positionen der Griffkräfte aus Kapitel 4.1.3, die Berechnungen der Signifikanz der detektierten Pixel und der folienrelativen Fingerpositionen aus [11].

2.3 Das Himbeereexperiment

Für frühere Untersuchungen mit dem Greifstab wurden meist passive Versuchsarten verwendet. Passiv bedeutet an dieser Stelle, dass der Proband auf eine Aktion des Stabes reagieren muss. Hier möchte ich eine neue, aktive, Versuchsart vorstellen, das Himbeereexperiment. Bei diesem Experiment liegt die Initiative bei der Versuchsperson. Der Greifstab spielt hierbei die passive Rolle und reagiert auf die Aktionen des Probanden.

Die in dieser Versuchsart durchgeführte Bewegungsabfolge soll das Pflücken von leicht zerdrückbaren Früchten wie Himbeeren simulieren. Hierfür soll der Proband zunehmend stärker mit dem Präzisionsgriff am Greifstab (vgl. dazu Kapitel 4, Abbildung 4.8) ziehen. Dabei liegt das Augenmerk ausdrücklich nicht auf der applizierten Kraft des Probanden, sondern auf der möglichst homogenen Kraftzunahme der Zugkraft. Dies soll keine grobmotorische Handlung darstellen, sondern feinmotorische Fähigkeiten der Versuchsperson testen.

Ein Versuchsdurchgang, Trial, unterteilt sich in 3 Teilabschnitte. Eine Zugphase (Phase 1), die Freigabe (Phase 2) und die Aufnahme (Phase 3). In der ersten Phase muss der Proband mit steigendem Kraftaufwand am arretierten Griffstab ziehen. Mit dem Ende der Phase 1 wird der

Stab freigegeben und simuliert das Lösen der Frucht vom Stängel, Phase 2 beginnt. Abschließend soll der Proband den Stab, der sich durch die Freigabe in Phase 2 in Zugrichtung bewegt, abbremsen (Phase 3). Dies simuliert das Halten der vom Stängel gelösten Frucht ohne deren zerdrücken.

2.3.1 Strategien im Himbeerexperiment

Bei den ersten Testdurchläufen des Himbeerexperiments fiel auf, dass die Versuchspersonen ein relativ gutes Gefühl für den zeitlichen Ablauf eines Durchgangs entwickeln. So war es den Personen bereits nach fünf bis zehn Trials möglich, eine gute Abschätzung für die zeitliche Länge der Phase 1 zu machen. Das wiederum resultierte in einer unerwünschten Konditionierung. Die Versuchspersonen bemerkten, dass Phase 1 nach vier Sekunden konstantem Ziehen endet und konnten sich darauf einstellen. Das zeitliche Verhalten der Versuchspersonen am Ende der Phase 1, während der Phase 2 und am Anfang der dritten Phase soll in einer anderen Forschungsarbeit untersucht werden. Um dies zu Verhindern, wird die Zeit mit der die erste Phase endet, t_{release} , randomisiert. Gleichzeitig wird die Zeit zwischen zwei Durchgängen zufällig gewählt. Dies unterdrückt weiteres Zeitgefühl für die Trials von Seiten der Versuchsperson. Diese Änderungen resultieren in einem erhöhten Aufwand bei der Kontrolle der Experimentdurchführung. Weitere Informationen zur Kontrolle über die Ausführung einzelner Trials sind in Kapitel 3 zu finden.

2.3.2 Technischer Trialablauf

Die Versuchsperson bekommt zum Durchgangsbeginn ein Signal in Form einer grünen Lampe und kann ab diesem Zeitpunkt mit der Durchführung beginnen. Ein sofortiger Start ist nicht notwendig. Durch stärker werdendes Ziehen am Greifstab wird die Aktivierungszeit t_{release} „abgezählt“. Wird über den Zeitabschnitt t_{release} mit konstant steigender Zugkraft am Stab gezogen, erfolgt die Freigabe des Stabes. Zu starkes Ziehen wird der Versuchsperson mittels einer roten Lampe verdeutlicht und symbolisiert das Zerdrücken der Himbeere. Sollte die Versuchsperson zu stark am Greifstab ziehen und dies mit der roten Lampe signalisiert bekommen, wird die Freigabezeit t_{release} zurückgesetzt und muss von neuem abgezählt werden. Nach der Freigabe des Stabes wird durch den Magnetmotor, um die Ruhemasse des Greifstabes zu überwinden, ein Impuls in Zugrichtung gegeben und der Stab beginnt sich zu bewegen. In der angrenzenden Phase 3 soll der Proband den Stab wieder abbremsen; der Durchgang gilt als erfolgreich. Im Falle von wiederholtem zu starkem Ziehens und der damit verbundenen Zurücksetzung des Freigabezeit, wird der Trial nach Ablauf von 7.5s abgebrochen und der Stab ebenfalls freigegeben. Durchläufe dieser Art gelten als fehlgeschlagen. Dies wird der Versuchsperson nicht mitgeteilt um ein Gefühl des Versagens zu vermeiden.

Für einen korrekten Durchlauf eines Trials müssen einige Rahmenbedingungen beachtet

werden. Es ist wichtig alle beteiligten Geräte zu synchronisieren. Dazu gehören das LabVIEW Programm, das Tekscan System und ein neu entwickelter Mikrocontroller, der die steigende Zugkraft überwacht. Ausschlaggebend für den zeitlichen Rahmen eines Durchgangs ist der Zeitpunkt der Stabfreigabe nach Ablauf der Zeitspanne t_{release} . Dieser Zeitpunkt wird durch den Mikrocontroller, beschrieben in Kapitel 3, während der Trialdurchführung festgelegt. Bereits mit dem Start eines Durchgangs wird die Aufzeichnung der Daten auf dem LabVIEW und Tekscan System begonnen und in einen Ringspeicher abgelegt. Mit der Freigabe des Stabes signalisiert der Mikrocontroller den anderen Systemen, dass die Freigabezeit t_{release} abgelaufen ist. Von hier an wird eine fixe Zeitspanne aufgenommen und ebenfalls im Ringpuffer abgelegt. Der Ringspeicher erlaubt die Speicherung von Durchgängen mit konstanter Länge. In jedem Durchgang ist die Stabfreigabe immer im selben Zeitpunkt. Beim Beginn eines Durchgangs (grüne Lampe) ist noch nicht ersichtlich wann die Testperson mit dem Ziehen am Greifstab beginnt. Auch nach dem die Person begonnen hat am Stab zu ziehen ist der Zeitpunkt der Stabfreigabe noch nicht bestimmbar, da ein Überschreiten der Kraftlimits das Zurücksetzen der Aktivierungszeit bewirkt.

2.3.3 Klassische Konditionierung / Lernverhalten

In Anlehnung an die klassische Konditionierung nach Pawlow wird dem Probanden ein Piepton auf dem Ohr der dominanten Seite, sprich, rechtes Ohr bei Rechtshändern, linkes bei Linkshändern, vorgespielt. Dies dient als sensorischer Reiz und ertönt immer 350ms vor Freigabe des Stabes. Der Zeitpunkt der Freigabe des Greifstabes ist durch die Randomisierung von t_{release} und der Wartezeit zwischen zwei aufeinander folgende Durchgängen für die Versuchsperson nicht mehr vorhersagbar. Dennoch ist bei Trials mit aufgespieltem Piepton eine verfrühte Bereitschaft zum Abbremsen des Stabes, Aufnehmen der „Himbeere“ in die Handfläche, bemerkbar und in den Muskelaktivitäten ersichtlich. Diese Erkenntnisse werden in einem anderen Forschungsprojekten der Forschungsgruppe untersucht. Dabei hat der Piepton in keiner Weise etwas mit dem Pflücken von Beeren zu tun.

Kapitel 3

Experimentkontrolle

Um die Stabfreigabe während der Durchführung eines Trials zu initiieren, wurde ein Analogrechner genutzt. Dieser betrachtete während eines laufenden Durchgangs die auf den Stab wirkende Zugkraft. Nach dem Entschluss, die Freigabezeit t_{release} bei einer Überschreitung des oberen Kraftanstiegsschwellenwertes durch die Lastkraft zurückzusetzen, wurde schnell klar, dass der eingesetzte Analogrechner die neuen Anforderungen nicht bewerkstelligen konnte. Ein neues System mit den notwendigen Eigenschaften musste entwickelt werden. Dieses Kapitel soll kurz auf den ausgemusterten Analogrechner eingehen und die Neurealisierung der Experimentkontrolle mittels eines Mikrocontrollers erläutern.

3.1 Analogrechner

Der gesamte Analogrechner ist, wie in Abbildung 3.1 zu sehen als 19 Zoll Einschubsystem realisiert und umfasst zwei Racks mit je drei Höheneinheiten. Er besteht aus einem komplexem Zusammenspiel von Hochpassfiltern, analogen Komparatoren und logischen Gattern. Sämtliche Werte für das Zeitverhalten und die Berechnungen wurden über Drehregler und Potentiometer vor dem Start eines Durchgangs eingestellt.

Die Kraftzunahme während der ersten Phase wird mit dem hochpassgefiltertem Absolutlastkraftsignal (Abbildung 3.2) überwacht und muss während der vordefinierten Dauer (Abbildung 3.2, t_{release}) innerhalb des definierten Intervalls (Abbildung 3.2, —. Linie und -.- Linie) liegen. Mit dem Überschreiten des Zeitlimits t_{release} oder mit dem Ablauf der maximal eingestellten Laufzeit t_{trial} eines Versuchsdurchganges wird ein Signal ausgegeben, dass die Stabfreigabe initiiert.

Der analoge Aufbau besitzt nicht die Möglichkeit, die Aktivierungszeit t_{release} bei einem Verstoß gegen die angegebenen Mindest- und Höchstpegel der Kraftzunahme zurückzusetzen. Aus diesem Grund wurde der er durch eine Neuentwicklung ersetzt.

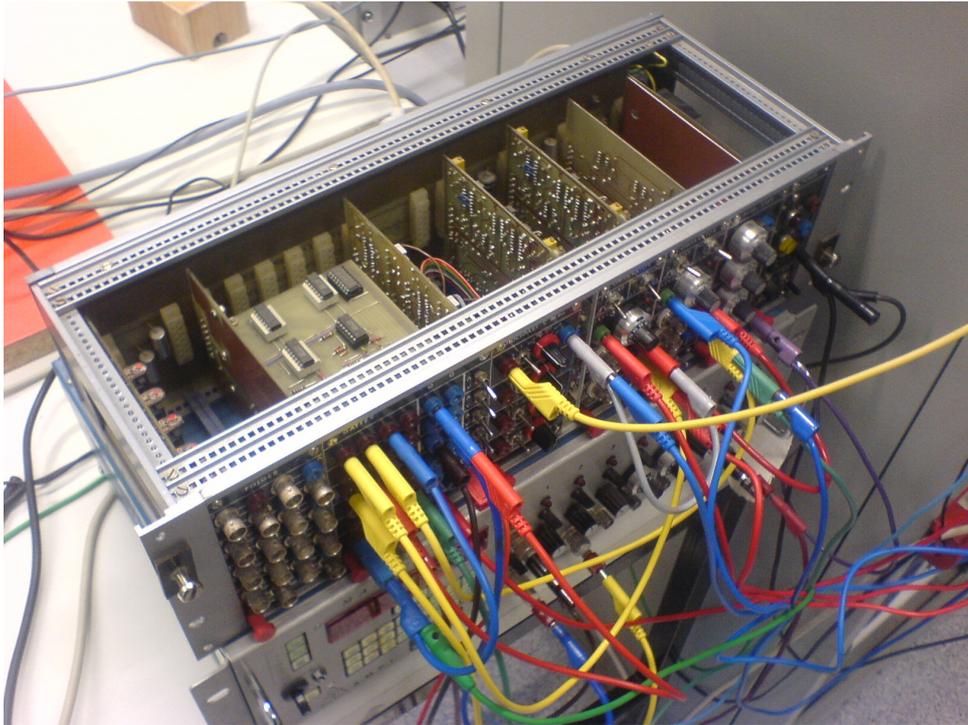


Abbildung 3.1: Zeigt den alten Analogrechner wie er vor der Entwicklung des Mikrocontrollers eingesetzt wurde.

3.2 Microcontroller

Als Mikrocontroller wurde der ATmega128 im Entwicklungsset *C-Control Mega128* vertrieben von der Firma Conrad gewählt. Dieser ist unter den Artikelnummern 198219 (ATmega128 μ Controller) und 198258 (Entwicklerboard) erwerbbar. Der ATmega128 zeichnet sich durch umfangreiche Funktionalität und Kompatibilität aus. Er kann mittels C-ähnlichen Codes programmiert werden und bietet so eine breite Front an möglichen Anwendungen. Zusammen mit dem Entwicklungsboard wird ein LCD Display (zwei Zeilen mit je acht Zeichen) und eine Zahlentastatur geliefert was eine direkte Interaktion mit dem Benutzer erlaubt.

Der Mikrocontroller bietet eine Bank mit acht Analogeingängen und sieben weitere Bänke mit digitalen Ein- und Ausgängen. Davon sind sechs Bänke mit je acht Kontakten und eine weitere mit fünf Kontakten bestückt. Jeder dieser digitalen Ports ist frei als Ein- oder Ausgang konfigurierbar und programmierbar.

Der Controller soll als Subsystem unter einem LabVIEW Programm arbeiten. Nach einem Trigger von LabVIEW folgt ein Versuchsdurchgang, danach ein Wartezyklus bis zum nächsten Trigger. Der Controller selbst soll bei einem erfolgreichen Versuchsdurchgang vorzeitig oder nach einer Zeitüberschreitung (t_{trial}) einen Trigger an LabVIEW geben, somit die Stabfreigabe signalisieren und den aktuellen Durchgang beenden. Im Gegensatz zum analogen Rechner sollen alle notwendigen Parameter auch während laufender Versuche über die Tastatur geändert

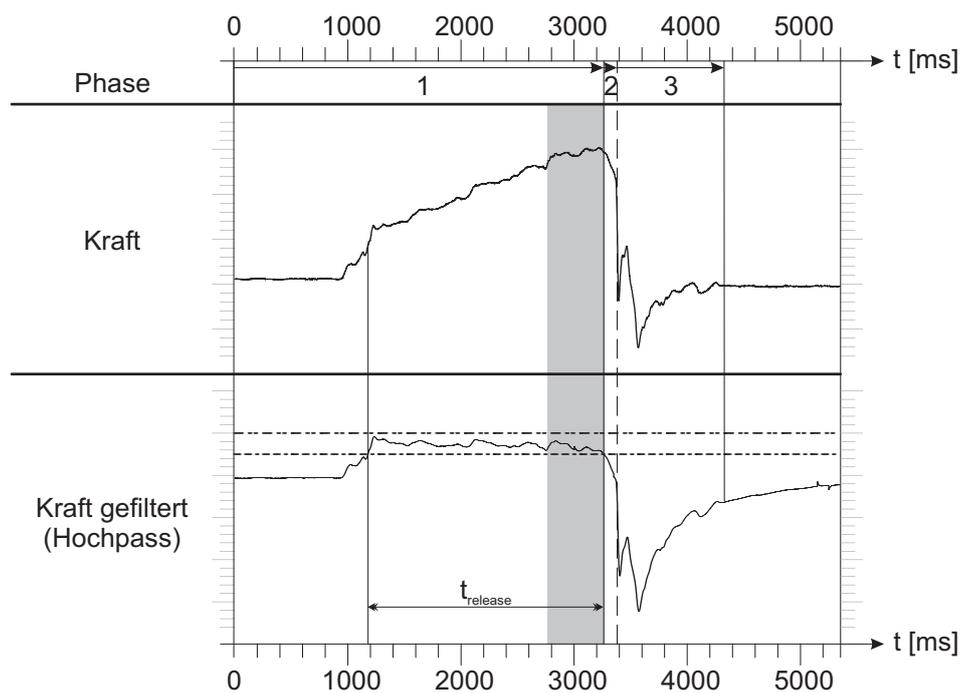


Abbildung 3.2: Zeigt die drei Phasen eines Trials, die Zugkraft am Stab sowie das hochpassgefilterte Signal. Der in grau hinterlegte Zeitabschnitt wird für die Extraktion eines Merkmals herangezogen

werden können. Das LCD Display dient hierbei als Informationsausgabe und unterstützt durch eine Menüführung.

3.2.1 Systembau

Analog zu den analogen Rechnern soll der Mikrocomputer in ein Einbaugeschäft im handelsüblichen 19-Zoll-Format verbaut werden. Hierfür steht ein Vorrat an Rackgehäusen sowie dazu passende Blankofrontblenden zur Verfügung. Das gewählte Gehäuse ist für den Einbau von Europlatinen (16 cm × 10 cm) vorgesehen und für die Grundplatine des Mikrocontrollers geeignet. Die Blenden sind aus Aluminium und konnten in der hauseigenen Werkstatt mit den gewünschten Aussparungen und Bohrungen versehen werden. Schablonen für die Bohrungen, Abbildung 1 bis 5 im Anhang 6.3, wurden angefertigt und zusammen mit den jeweiligen Blenden in Bearbeitung gegeben. Nach Fertigstellung der Frontblenden wurden alle Anschlüsse montiert und verlötet. Zu jedem Analog-, Digital-Eingang und Ausgang des Controllers stehen zwei mögliche Anschlussvarianten zu Verfügung. Eine Bananenstecker-Buchse (4 mm) und eine BNC-Buchse (Gehäuse geerdet, Litze führend). Gruppen mit je acht Ports, wie in Kapitel 3.2 beschrieben, wurden an der Frontblende farblich zusammengefasst und sind Modulweise austauschbar. Abbildung 3.5 zeigt eine der Gruppen in Frontansicht. Der fertig montierte Mi-



Abbildung 3.3: Mikrocontroller ATmega128 + Entwicklungsboard

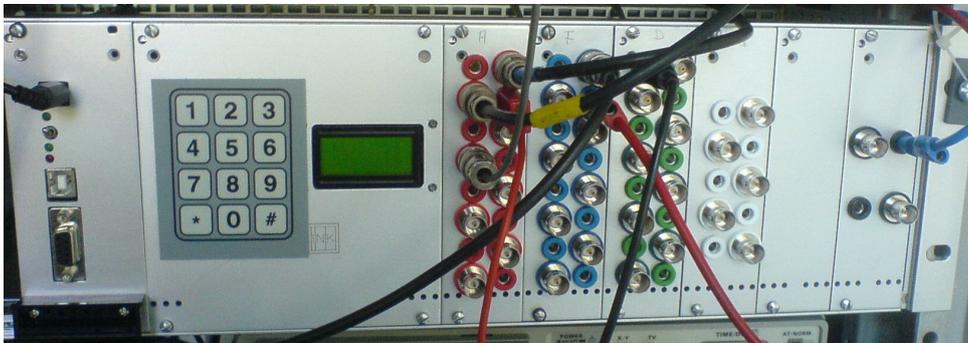


Abbildung 3.4: Mikrocontroller nach Endmontage im 19 Zoll Rack

Der Mikrocontroller ist mit kompletter Verkabelung in Abbildung 3.4 zu sehen.

3.2.2 Programmierung

Die Programmierung des Mikrocontrollers erfolgt über eine vom Hersteller mitgelieferte Entwicklungsumgebung, in C-ähnlicher Syntax. Die verwendete Sprache *Compact C* besitzt viele der von C bekannten Eigenschaften und Funktionen. Nicht möglich ist aber ein Umgang mit Speicheroperationen und Zeigern. Bei der Verarbeitung von Zeichenketten sind ebenfalls Einschränkungen vorhanden. Nach dem Kompilieren des Sourcecodes kann das Programm über eine USB-Schnittstelle auf den Mikrocontroller übertragen werden.

Das Programm, welches auf dem Mikrocontroller läuft, teilt sich in zwei grobe Bereiche. Zum einen die Einstellungen, die es erlauben, das Zeitverhalten und die Kraftschwellen zu ändern. Zum anderen der Messalgorithmus, der auf numerische Weise die Zugkraftableitung berechnet, gegen die eingestellten Schwellen vergleicht, Signale an die Versuchsperson gibt und mittels digitalen Trigger den übergeordneten Systemen die Stabfreigabe signalisiert. Die einstellbaren Parameter können sowohl nach dem Einschalten des Gerätes als auch zwischen zwei

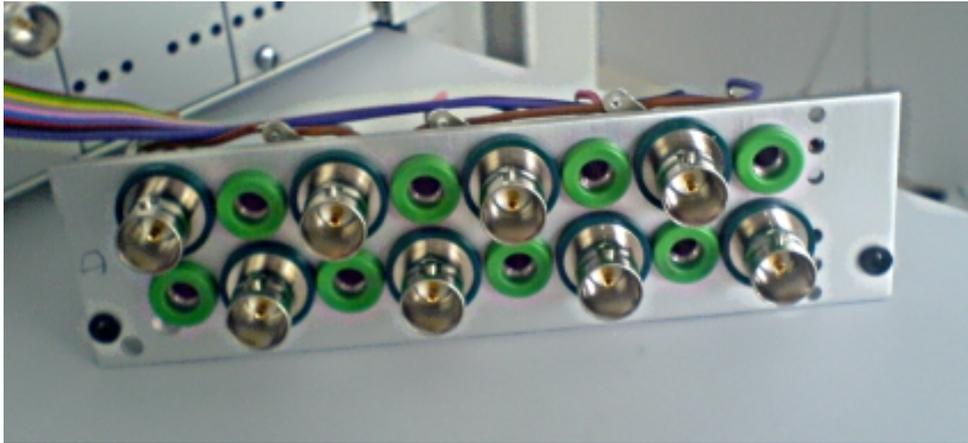


Abbildung 3.5: Zeigt eine Gruppe von acht Ports mit ihren Anschlussmöglichkeiten.

Versuchsdurchgängen im Experiment geändert werden. Standardwerte sind, für alle Parameter, im Quellcode hinterlegt und bilden Standardeinstellungen für die Zielgruppe der Probanden. Einstellungen für Patienten müssen, auf Erfahrungswerten basierend, gefunden werden. Abbildung 3.6 zeigt den Ablauf der Optionen als Programmablaufplan.

Die in Abbildung 3.6 aufgeführten Parameter werden in Tabelle 3.1 genauer erläutert. Zu jedem einstellbarem Parameter wird im Editormodus der Name und der aktuell eingestellte Wert auf dem LCD Display angezeigt. Danach besteht die Möglichkeit, zum nächsten Parameter zu wechseln oder den aktuellen Parameterwert zu ändern.

Neben dem Editormodus besteht das für den Mikrocontroller entworfene Programm noch aus den eigentlichen Arbeitalgorithmen, wie sie in den Abbildungen 3.7 und 3.8 zu sehen sind. Abbildung 3.7 zeigt den Ablaufplan für das Grundgerüst der gesamten Anwendung während Abbildung 3.8 die eigentliche Messwertaufnahme der Zugkraft zeigt. Dieser Programmabschnitt entscheidet auch, ob die Freigabezeit t_{release} zurückgesetzt oder/und die rote Hinweisleuchte aktiviert wird.

Nach einer grundlegenden Initialisierung der Gerätehardware, dies beinhaltet das LCD Display, die Folientastatur, diverse Timer und die in diesem Programm genutzten digitalen Ein- und Ausgabeports beginnt eine Wartephase bis das externe LabVIEW System den Start des nächsten Trials signalisiert. Während dieser Wartezeit ist es möglich, in den Editormodus zu wechseln. Nach dem Signal für den Trialstart wird die für diesen Trial zufällig gewählte Freigabezeit t_{release} berechnet. Diese wird vom LabVIEW System randomisiert und als Analogspannung übergeben.

Dazu wird die an einem der analogen Eingänge angelegte Spannung v_{release} gemessen und mit den Variablen ActTBias und ActTFact aus den Einstellungen wie folgt errechnet :

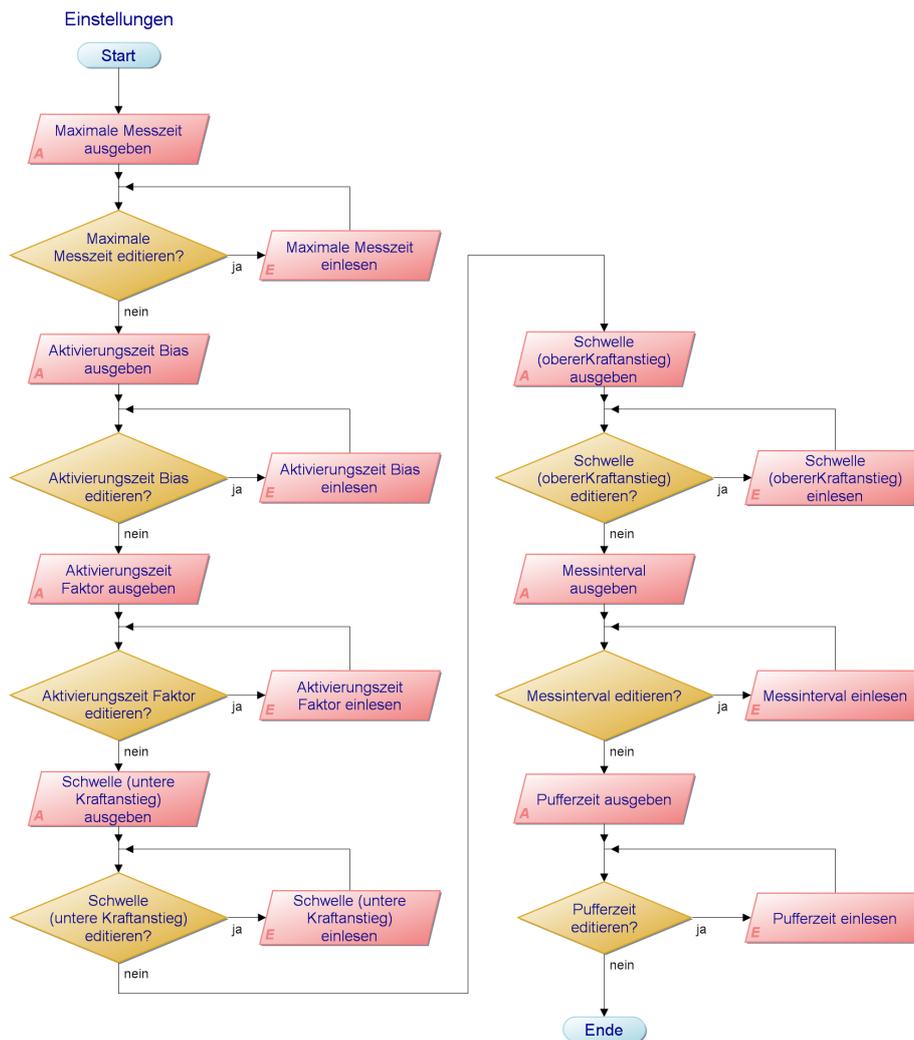


Abbildung 3.6: Programmablaufplan des Einstellungsmodus. Erstellt mit [4]

$$t_{\text{release}} = \text{ActTBias} + \frac{1023}{5} \cdot v_{\text{release}} \cdot \text{ActTFact} \quad (3.1)$$

Die Spannung v_{release} liegt zwischen $0V$ und $5V$ und wird im Mikrocontroller als vorzeichenloser Ganzzahlenwert zwischen 0 und 1023 verarbeitet.

Es folgt die Initialisierung der Zeitzähler für diesen Trial und eine weitere Wartezeit mit der im Parameter `PreWait` angegebenen Länge. Diese Wartezeit dient dazu den Ringpuffer im LabVIEW System zu füllen. Mit dem Aktivieren der grünen Lampe beginnt der handlungsaktive Zeitabschnitt für die Versuchsperson und die eigentliche Messung. Es wird nach jeder, im Parameter `TimeDelt` angegebenen Zeitspanne ein Messwert aufgenommen, zusammen mit dem vorhergehenden Messwert numerisch abgeleitet und gegen die obere und untere Schwelle, `ForceHi` und `ForceLow`, verglichen. Dies wiederholt sich solange, bis entweder die maximale Messzeit `MeasTime` (vergleiche t_{trial}) überschritten wird, oder die Kraftsteigerung über die Länge der

Name	Variable	Einheit	Information
Maximale Messzeit	MeasTime	[ms]	Nach Ablauf der maximalen Messzeit wird der aktuell laufende Trial abgebrochen und die Freigabe des Stabes getriggert
Aktivierungszeit Bias	ActTBias	[ms]	Für die Berechnung der Freigabezeit t_{release} genutzter Offset
Aktivierungszeit Faktor	ActTFact	$[\frac{\text{ms}}{V}]$	Für die Berechnung der Freigabezeit t_{release} genutzter Faktor
Untere Kraftanstiegsschwelle	ForceLow	$[\frac{\text{mN}}{s}]$	Schwelle der Kraftableitung die bei Unterschreitung die Freigabezeit zurücksetzt
Obere Kraftanstiegsschwelle	ForceHi	$[\frac{\text{mN}}{s}]$	Schwelle der Kraftableitung die bei Überschreitung die Rote Lampe aktiviert und die Freigabezeit zurücksetzt
Messintervall	TimeDelt	[ms]	Regelt das Zeitintervall zwischen zwei gemessenen Kraftwerten
Pufferzeit	PreWait	[ms]	Regelt die Pufferzeit die benötigt wird um den Ringpuffer des LabVIEW Systems zu füllen

Tabelle 3.1: Zeigt den Parameternamen, die Einheit und dessen Bedeutung aller im Editormodus des Mikrocontrollerprogramms änderbaren Werte

Freigabezeit t_{release} erfolgreich innerhalb der beiden Schwellen ForceHi und ForceLow bleibt. Das Ende der Datenaufnahme wird dem LabVIEW System mit einem Signal auf einem der digitalen Ports mitgeteilt.

Bei Abbildung 3.8 handelt es sich um den Ablaufplan für die Messwertaufnahme der Lastkräfte während eines Trials. Die Messung beginnt mit der Aufnahme des Analogwertes der Lastkraft. Dieser Wert liegt im Bereich zwischen $0V$ und $5V$ und wird als ein Wert zwischen 0 und 1023 verarbeitet. Die Lastkraft beträgt maximal $25N$, so entspricht ein Volt gemessener Lastkraft $5N$. Nach der Berechnung der Differenz zum vorherigen Wert muss die Lastkraftänderung noch auf die Einheit $[\frac{\text{mN}}{s}]$ skaliert werden, um einen direkten Vergleich zu den, mit den Parametern ForceLow und ForceHi, festgelegten Schwellen zu erlauben. Gleichung (3.2) zeigt diese Skalierung.

$$f_{\text{load}} = 1023 \cdot 10^6 \cdot \frac{(v_n - v_{n-1})}{\text{TimeDelt}} \quad (3.2)$$

Die Messung wird mit dem Test der berechneten Lastkraftänderung gegen die festgelegten Schwellen beendet. Befindet sich die Änderung der Kraft innerhalb der Schwellen, wird die rote Hinweislampe, sollte sie aktiviert sein, deaktiviert. Befindet sich die Änderung der Lastkraft unter oder über dem gewählten Bereich, wird die Freigabezeit t_{release} zurückgesetzt und beginnt von neuem. Zusätzlich zum rücksetzen des Zeitintervall beginnt die rote Hinweislampe zu leuchten, wenn die obere Schwelle überschritten wird.

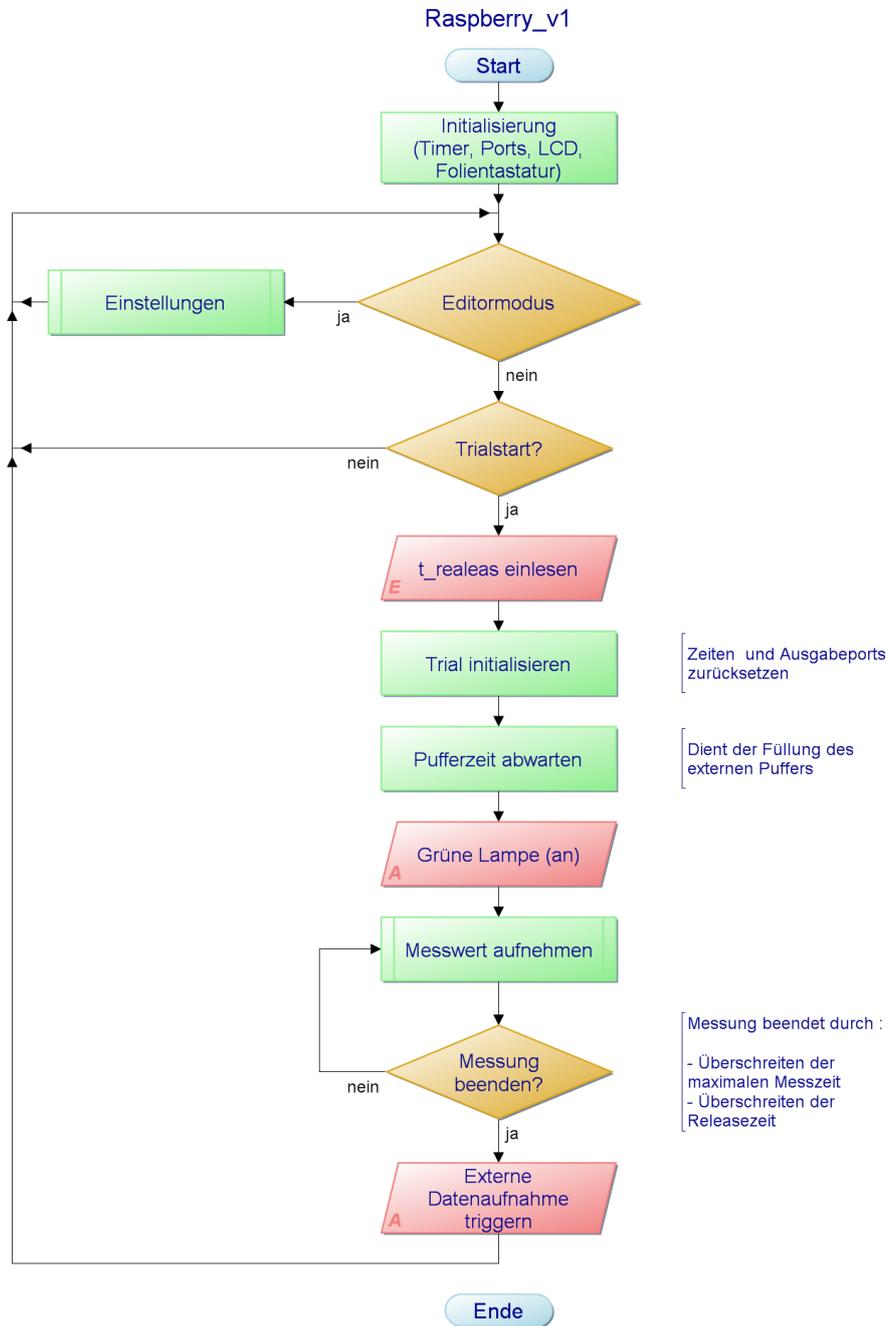


Abbildung 3.7: Programmablaufplan des Grundprogramms Raspberry V1.1. Erstellt mit [4]

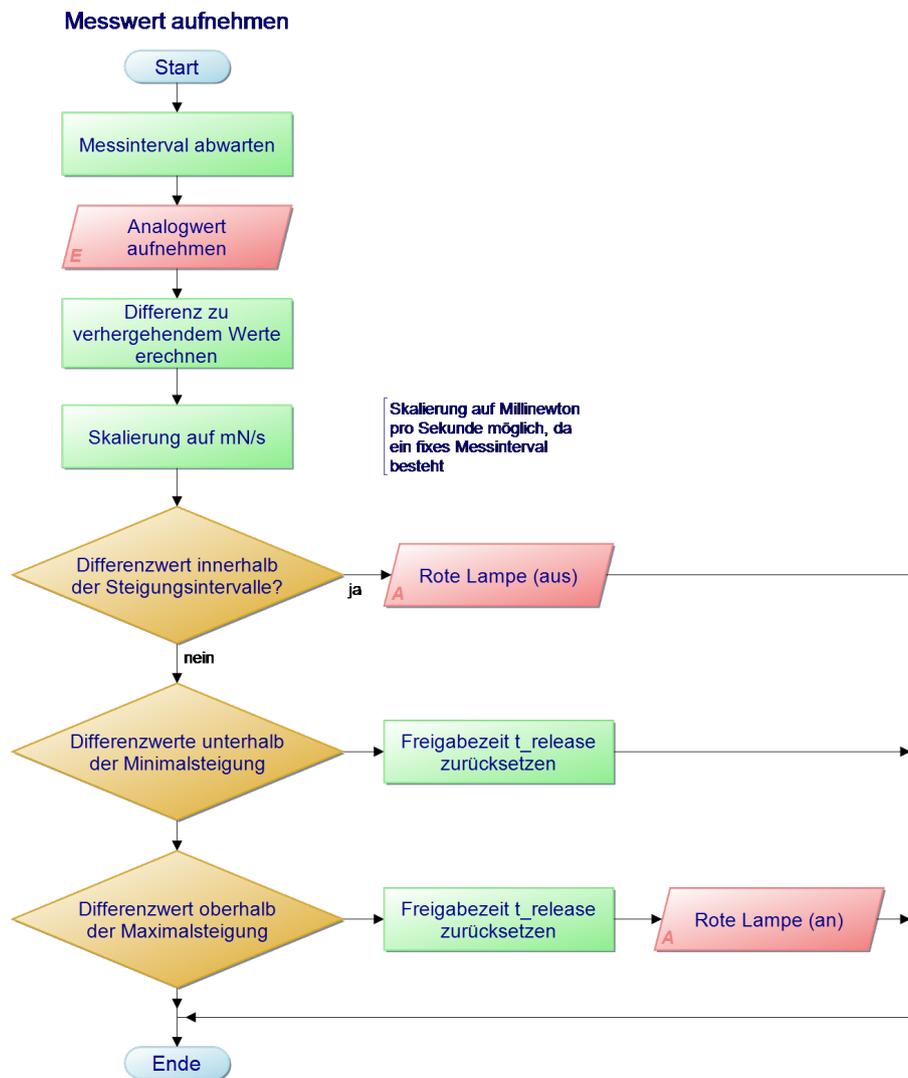


Abbildung 3.8: Auskopplung des Programmablaufplans der Datenmessung. Erstellt mit [4]

Kapitel 4

Methodik

Dieses Kapitel befasst sich mit der Aufbereitung gewonnener Bilddaten und der Entwicklung eines Modelles, um die Griffkräfte/-Positionen einzelner Finger auszuwerten. Die Behandlung der Bilddaten geht auf eine veröffentlichte Arbeit von Herrn D.F. Kutz, Frau D. Timmann, Herrn F.P. Kolb und mir ([11]) aus dem Jahre 2007 zurück und findet sich im Anhang 6.3 wieder. Es werden nachfolgend 2 Modelle mit unterschiedlichen Ansätzen beschrieben, von denen eines wieder wegen Nichtdurchführbarkeit verworfen wurde.

4.1 Aufbereitung und Quantifizierung der Bilddaten

4.1.1 Rauschfilter

Durch das Umwickeln des Greifstabes mit der Tekscan Folie entsteht eine Grundbelastung der Folie, die als Rauschsignal aufgenommen wird. Dieses Hintergrundrauschen kommt durch die stärkere Belastung an den in rot gefärbten Stellen der Abbildung 4.1 zustande. Die Abbildung zeigt, dass die Folie nicht komplett durchgängig ist, sondern auf der Oberseite des Stabes eine Lücke aufweist. Diese Lücke ermöglicht ein Entspannen der Folie auf der Staboberseite, während die stärkere Biegung auf der Stabunterseite zur erwähnten einseitigen Grundbelastung der Folie führt.

In der Punktmatrix der abgerollten drucksensitiven Folien zeigt sich dieses Rauschen als vertikaler Bereich mit verunreinigten Daten. Ein Beispiel hierfür ist eine Reinaufnahme der Rauschdaten in Abbildung 4.2. Abbildung 4.3 hingegen zeigt zweimal die gleiche Aufnahme; einmal als Rohaufnahme (4.3A) und einmal als gefilterte, zur weiteren Bearbeitung fertige, Aufnahme (4.3B).

Um diese Filterleistung zu bewerkstelligen, wurde ein vorneweg entwickelter Filter auf Basis einer Arbeit von PA Rogerson [14] genutzt. Der Rauschfilter basiert, genauso wie Rogersons ursprüngliche Arbeit, auf dem *Gaussian random field theory algorithm* und besteht im Wesent-

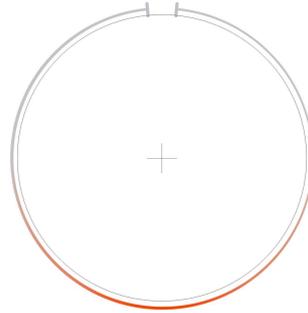


Abbildung 4.1: Zeigt schematisch die Greifstab mit umwickelter drucksensitiver Folie. Die rotgefärbte Zone auf der Stabunterseite kennzeichnet den Bereich des Grundrauschens.

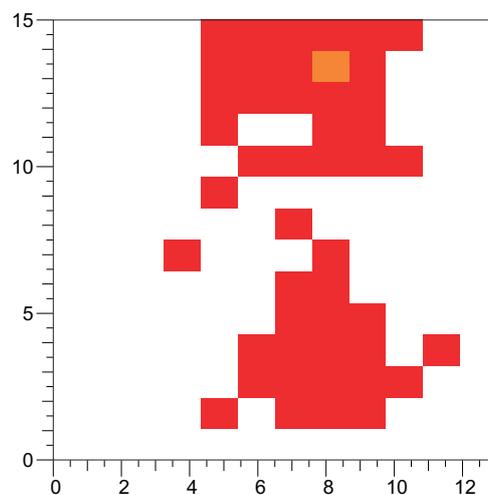


Abbildung 4.2: Zeigt eine Rohaufnahme des Hintergrundrauschens.

lichen aus drei Schritten.

- Normalisieren
- Weichzeichnen
- Schwellenwerttest

Der Filter wurde im Vergleich zu Rogerson's Originalarbeit um eine Eigenschaft erweitert welche die Detektion von schwachsignifikanten richtig positiven Daten verbessert.

Nach der $NV(\mu, \sigma) \rightarrow NV(0, 1)$ Normalisierung (Schritt I, [11]; p251-2) folgt ein Weichzeichnen (Schritt II, [11]; p251-2) mit einem zweidimensionalen Gauß Kernels. Für jeden Pixel wird ein „Signifikanzwert“ berechnet und gegen eine Schwelle (Schritt III, [11]; p252) getestet. Alle verbleibenden, positiv getesteten, Pixel werden als richtig positiv angenommen. Die bereits erwähnte Veränderung zur besseren Detektion von schwach signifikanten Daten kommt in Schritt I zum Zuge.

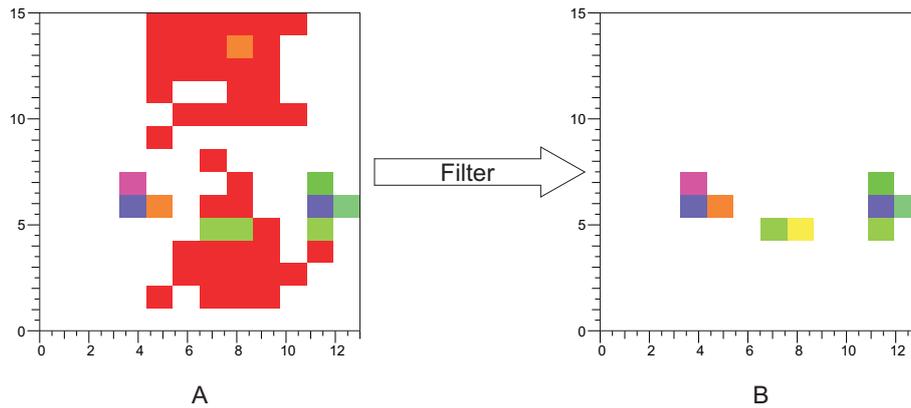


Abbildung 4.3: Zeigt den Effekt des applizierten Filters auf eine mit Rauschen verunreinigte Aufnahme der Druckdaten nach der Verbesserung zur besseren Detektion von schwach signifikanten Datenpunkten.

Die $NV(0, 1)$ normalisierten Werte im Datenbild R_i ergeben sich durch Gleichung (4.1).

$$R_i(x, y) = \frac{R_i(x, y) - \overline{N(x, y)}}{SD(R_i)} \quad (4.1)$$

Wobei N das Grundrauschen, $\overline{N(x, y)}$ den Mittelwert des Grundrauschens an Position (x, y) und $SD(R_i)$ die Standardabweichung der Bilddaten im Bild R_i darstellt. Die Veränderung liegt nun darin, dass eine Mindestabweichung des Rauschen angenommen wurde und veränderte Formel (4.1) dahingehend, dass für $SD(R_i)$ ein Minimalwert eingefügt wurde. Durch diese Modifikation ergibt sich Gleichung (4.2) aus Gleichung (4.1).

$$R_i(x, y) = \begin{cases} \frac{R_i(x, y) - \overline{N(x, y)}}{SD(R_i)}, & \text{falls } SD(R_i) > 1.96 * \overline{SD(N)} \\ \frac{R_i(x, y) - \overline{N(x, y)}}{1.96 * \overline{SD(N)}}, & \text{sonst} \end{cases} \quad (4.2)$$

Eine detailliertere Beschreibung ist im [11] oder im Anhang 6.3 nachzulesen.

4.1.2 Folienrelative Griffpositionen

Analog zum Rauschfilter ist auch die Erfassung der folienrelativen Griffpositionen einzelner Finger aus der vorangegangenen Arbeit übernommen. Die in [11] auf den Seiten 252 bis 255 beschriebene Methodik wurde im Vorfeld extra für die Vektorisierung dieser Reinbilddaten entwickelt.

Der Algorithmus extrahiert für jeden einzelnen auf der drucksensitiven Folie kraftapplizierenden Finger die Griffkraft und die Position relativ zum Griffkraftbereich der Folie (siehe auch *Griffkraft Bereich* in Abbildung 2.5). Dieser Algorithmus kann einzelne Fingerdruckpunkte innerhalb eines Bildes erkennen und über die Zeit verfolgen. Dazu werden zusammengehörende Pixel in einem Frame n zu einem Areal gruppiert. Zu jedem generiertem Areal wird das gewich-

tete Zentrum berechnet. Unter der Prämisse, dass sich das Druckzentrum (gewichtetes Zentrum) eines Fingers in der Zeit zwischen zwei Frames ($\frac{1}{150}$ s) nur geringfügig verschiebt, werden die „Massenzentren“ verschiedener Areale zwischen den Frames n und $n + 1$ verglichen. So lassen sich zusammengehörende Fingerdruckpunkte über alle Frames hinweg verfolgen.

Da aus der Publikation die Berechnung der gewichteten Zentren einzelner Areale nicht ausreichend hervorgeht, möchte ich diesen Schritt hier erneut erläutern.

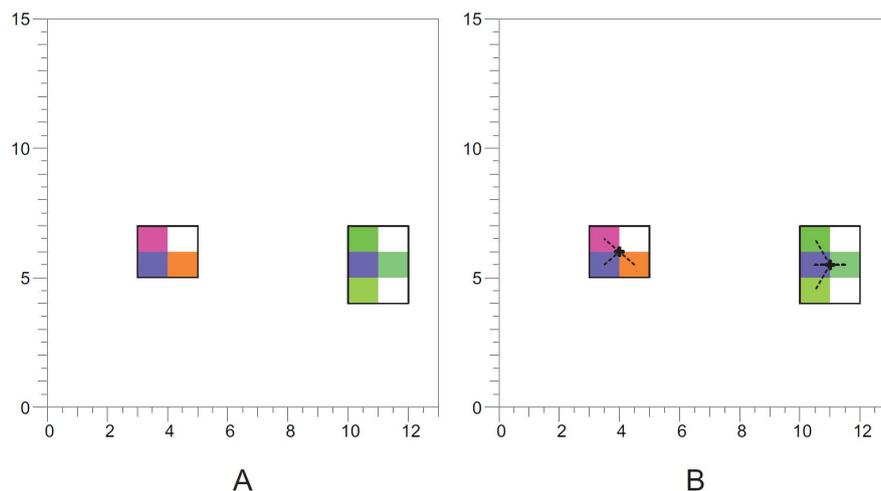


Abbildung 4.4: A und B zeigen jeweils 2 Fingerdruckflächen. A : Alle Pixel die zum jeweiligem Areal gehören, sind mit einem schwarzem Kasten gekennzeichnet. B : Es sind die gleichen Areale wie in A zu sehen. Das Kreuz markiert den geometrischen Mittelpunkt ($\text{center}^{\text{area}}$) des jeweiligem Areals, die gestrichelten Linien die Richtung und Entfernung zu jedem Pixel, der zu diesem Areal gehört

Ein Areal definiert sich durch zwei Punkte welche die gesamten Fläche des Areals einschließen: ein Eckpunkt oben links und ein weiterer unten rechts. Mit deren Hilfe beschreibt man den Bereich, in dem sich alle signifikanten Datenpunkte einer Fingerdruckfläche befinden. Der Mittelpunkt $\text{center}^{\text{area}}$ aus Gleichung (4.3) eines Rechtecks dient als Grundlage für die Bestimmung des gewichteten Schwerpunkts der jeweiligen Fingerdruckflächen.

$$\text{center}^{\text{area}} = \left(\begin{array}{c} \frac{\max(P \cdot \vec{x}) - \min(P \cdot \vec{x})}{2} \\ \frac{\max(P \cdot \vec{y}) - \min(P \cdot \vec{y})}{2} \end{array} \right) \quad (4.3)$$

Abbildung 4.4 zeigt in Teilbild A die Eingrenzung zweier Fingerdruckflächen durch deren jeweilige Areale. In Teilabbild B sind die Mittelpunkte der Areale, die Richtung, sowie der Abstand zu allen involvierten Pixeln verzeichnet. Addiert man zum Mittelpunkt eines Areales die Verschiebungen aller beteiligten Pixel P , erhält man den flächenorientierten gewichteten Druckpunkt des Fingers $\text{center}^{\text{fingerPos}}$, zu sehen in Gleichung (4.4).

$$\text{center}^{\text{fingerPos}} = \text{center}^{\text{area}} + \sum_i P_i - \text{center}^{\text{area}} \quad (4.4)$$

Hier ist aber das Druckzentrum des Fingers von Interesse, weswegen neben der Richtung und Entfernung zusätzlich mit dem Druckwert des jeweiligen Pixels gewichtet wird. So entsteht Gleichung (4.5), die sowohl die Fläche als auch die Intensität einzelner Pixel berücksichtigt.

$$\text{center}^{\text{fingerPos}} = \text{center}^{\text{area}} + \sum_i \left((P_i - \text{center}^{\text{area}}) \cdot \frac{\text{force}(P_i)}{\sum (\text{force}(P))} \right) \quad (4.5)$$

Im folgenden Kapitel werden diese folienrelativen Finder-Koordinaten auf ein stabrelatives Koordinatensystem projiziert.

4.1.3 Stabrelative Griffpositionen

Die in Kapitel 4.1.2 beschriebene Methode liefert die Positionen der einzelnen Fingerkräfte im Bezug auf die drucksensitive Folie. Dabei erscheinen die zweidimensionalen Koordinaten der Datenbilder als Längsverschiebung und Mantelumfang analog Grafik 1 in [11] auf Seite 251. Für eine Erfassung und Verarbeitung sind die stabrelativen Positionen der Finger notwendig. Dazu muss das zweidimensionale Bild und die dazugehörigen quantifizierten Daten auf die Stabmantelfläche projiziert werden. Abbildung 4.5 zeigt diese Projektion analog zu Grafik 1 auf Seite 251 in [11].

So entspricht die x -Verschiebung der Fingerdruckpunkte im Originaldatenbild dem Kreisbogen gegen den Uhrzeigersinn ausgehend vom Zenit, in der Frontalansicht, des Stabes. Die y -Verschiebung kann direkt als z -Koordinate in das stabrelative Koordinatensystem übernommen werden. Die neuen x und y Koordinaten des stabrelativen Systems errechnen sich durch die x -Verschiebung aus dem Bild. Daraus entsteht Gleichung (4.6) mit den Fingerdruckpunkten im neuen stabrelativen Koordinatensystem.

$$P^{\text{FP}} = \begin{pmatrix} r \cdot \cos\left(\left(\frac{V_x}{V_{xMax}} \cdot 2 \cdot \pi + \frac{\pi}{2}\right) \bmod(2 \cdot \pi)\right) & \cdot & \vec{x} \\ r \cdot \sin\left(\left(\frac{V_x}{V_{xMax}} \cdot 2 \cdot \pi + \frac{\pi}{2}\right) \bmod(2 \cdot \pi)\right) & \cdot & \vec{y} \\ & V_y & \cdot & \vec{z} \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

Diese Koordinaten spiegeln die Fingerdruckpunkte wieder, auf denen sich alle folgenden Modelle beziehen.

4.1.4 Vereinfachtes Modell / Fingerpositionen

Dieser Abschnitt widmet sich der Bildung eines stark vereinfachten Modells. Die Erkenntnisse die aus dessen Bildung gewonnen werden fließen in die Bildung der folgenden Modelle mit

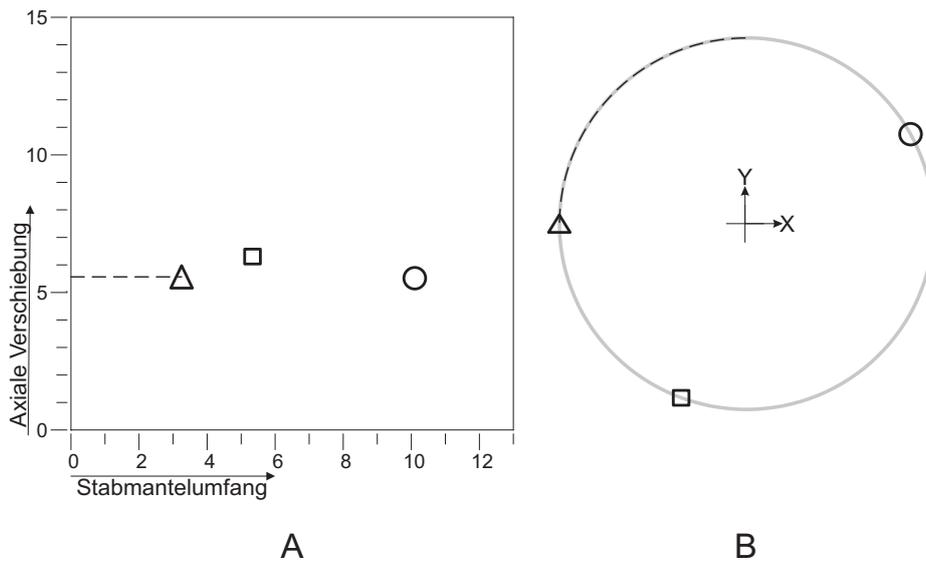


Abbildung 4.5: Projektion der gewichteten Fingerdruckpunkte auf den Stabmantel. A : Reindatenbild, die Symbole zeigen die Fingerdruckpunkte. B : Frontalansicht des Stabes, die Symbole zeigen die auf den Stabmantel übertragenen Fingerdruckpunkte. Die gestrichelte Linie markiert den Anfang und die Richtung der Projektion

ein. Unter anderem werden wichtige Erkenntnisse über die Fingerpositionen auf dem Greifstab gewonnen, die ausschlaggebend auf die in den Kapiteln 4.2 und 4.3 gebildeten Modelle einwirken.

4.1.5 Einfaches Zweidimensionales Modell

Im Modell Präzisionsgriff am Greifstab ohne Bewegung treten im Idealfall Griffkräfte immer zum Zentrum des Greifstabes hin gerichtet auf. In Abbildung 4.6 wird dies in Frontalansicht auf den Greifstab dargestellt.

Hier treten die Kräfte der angelegten Finger in einer konstanten Ebene XY auf, wobei F_{D_1} der Greifkraft des Daumen, F_{D_2} der des Zeigefingers und F_{D_3} der Kraft des Mittelfingers entspricht. Ohne Bewegung heben sich die Kräfte gegenseitig auf [17]. Daraus folgt Gleichung (4.7).

$$(F_{D_1} + F_{D_2} + F_{D_3}) = \sum_n F_{D_n} = 0 \quad (4.7)$$

Kommt nun das System in Bewegung, so erscheinen neben den Normalkräften, vom Stabmantel zum Zentrum des Stabes gerichtet, auch Axialkräfte, entlang der Stabbewegung. In Abbildung 4.7B verlaufen diese entlang der \vec{z} Achse.

Wird die Stabbewegung vollständig mit dem Präzisionsgriff abgefangen, so entspricht die

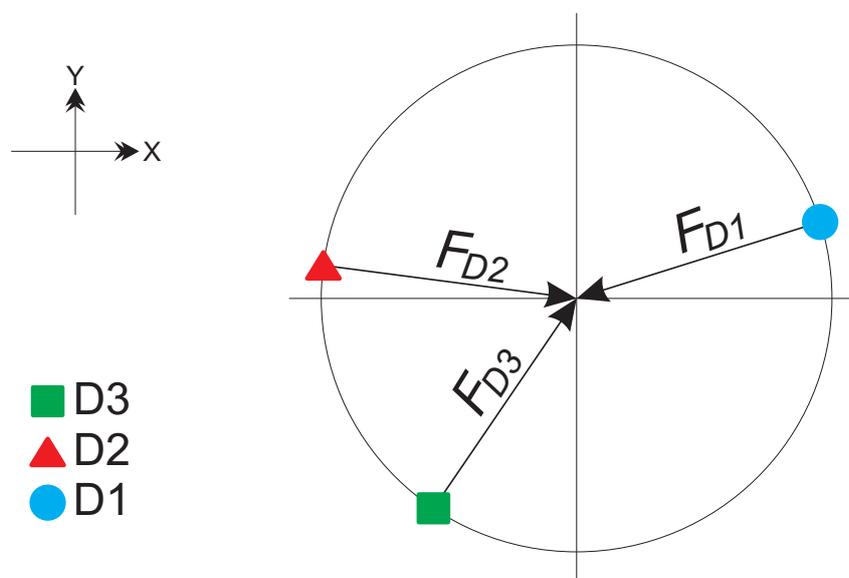


Abbildung 4.6: Schematische Darstellung Greifmodell; F_{D_1} = Griffkraft Daumen, F_{D_2} = Griffkraft Zeigefinger, F_{D_3} = Griffkraft Mittelfinger, alle in einer konstanten Ebene XY.

Summe der Schub-/Zugkräfte aller Finger der Zug-/Schubkraft des Stabes wie in Gleichung (4.8) beschrieben wird.

$$(F_{D_1} \cdot \vec{z} + F_{D_2} \cdot \vec{z} + F_{D_3} \cdot \vec{z}) = \sum_n F_{D_n} \cdot \vec{z} = F_S \cdot \vec{z} \quad (4.8)$$

So ergibt sich aus Gleichung (4.7) und (4.8) die Gesamtkraft am Greifstab.

$$(F_{D_1} + F_{D_2} + F_{D_3}) = \sum_n F_{D_n} = F_S; F_S \cdot \vec{x} = F_S \cdot \vec{y} = 0 \quad (4.9)$$

4.1.6 Erweitertes Dreidimensionales Modell

In diesem stark vereinfachten Modell (Abbildung 4.7) liegen alle Finger innerhalb einer Ebene orthogonal zur Stabachse. Beobachtungen während Versuchsdurchführungen zeigten, dass die Fingerpositionen in der Realität stark von dieser optimalen Ebene abweichen. Abbildung 4.8 zeigt den reellen Stand der Finger als Foto.

Deswegen muss ein erweitertes Modell (Abbildung 4.9) entwickelt werden, welches die Positionen der Finger berücksichtigt.

Verfolgt man den bereits bestehenden Ansatz aus Gleichung (4.7) mit sich in einem Zentrum kompensierende Griffkraftvektoren, so wird ersichtlich, dass einzelne Komponenten der Griffkraftvektoren entlang der Stabachse verlaufen und mit der eigentlichen Schub-/Zugkraft harmonisieren, beziehungsweise konkurrieren. Betrachtet man stattdessen die Griffkräfte als rei-

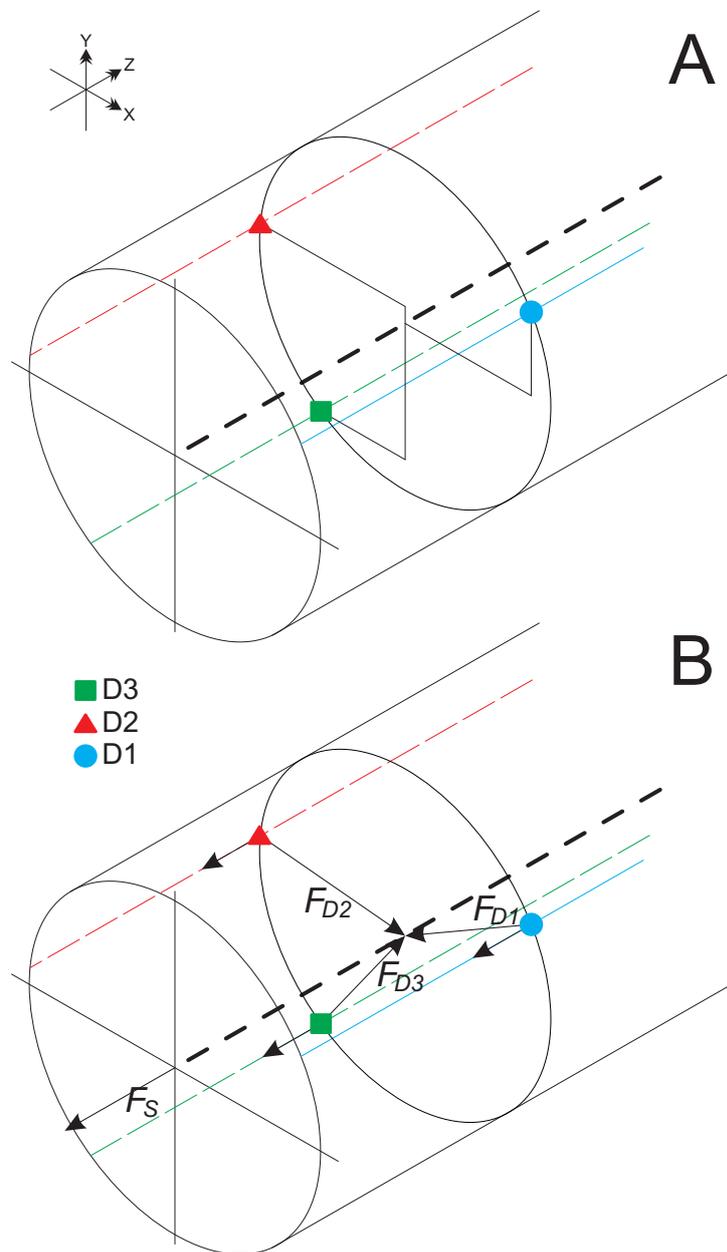


Abbildung 4.7: A: Topologische Ausrichtung der 3 Finger; B: Griffkraft. F_{D1} = Griffkraft Daumen, F_{D2} = Griffkraft Zeigefinger, F_{D3} = Griffkraft Mittelfinger, F_S = Zug/Schubkraft am Greifstab.



Abbildung 4.8: 3 Finger Präzisionsgriff am Greifstab. Zu sehen ist, dass die Positionen der Finger nicht in einer Orthogonalebene zum Stabzentrum liegen.

ne Kraftvektoren, die orthogonal zum Stabmantel verlaufen, so entstehen Drehmomente im Stab. Beide Ansätze werden in den nachfolgenden Abschnitten als geometrischer Ansatz und Drehmomentansatz erläutert.

4.2 Geometrischer Lösungsansatz

Dieser Ansatz basiert auf dem Gedanken, dass sich alle Griffkräfte, die auf den Stab einwirken, in einem gemeinsamen Punkt aufheben. Dazu wird eine fiktive Ebene erstellt, die drei Ansatzpunkte der Finger enthält. Der Schwerpunkt des aufgespannten Dreiecks entspricht dem Punkt der Kompensation. Abbildung 4.10 zeigt dieses Szenario.

Der für die Kompensationsberechnung notwendige Schwerpunkt lässt sich dynamisch für eine variable Anzahl von bis zu drei Fingern mittels Gleichung (4.10) berechnen:

$$S_x = \sum_{m=1}^x \frac{P_m - S_{(m-1)}}{m}; S_0 = 0 \quad (4.10)$$

Speziell für den in Abbildung 4.10 gezeigten Fall bedeutet das :

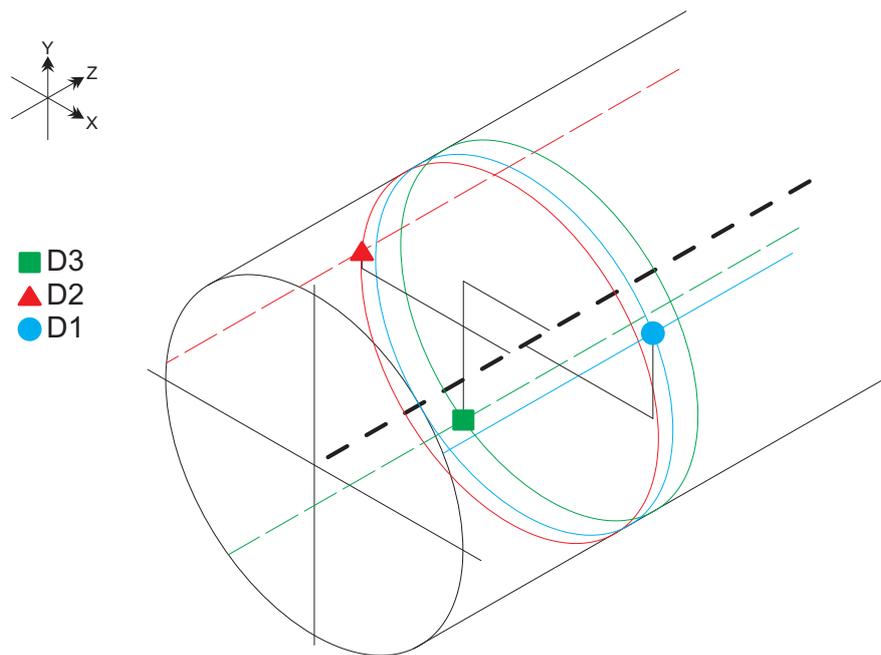


Abbildung 4.9: Modell eines 3 Finger Präzisionsgriff am Greifstab. Zu sehen ist, dass die Positionen der Finger nicht in einer Orthogonalebene zum Stabzentrum liegen.

$$S = S_n \Rightarrow S = \frac{P_{D_1} - (0)}{1} + \frac{P_{D_2} - (\frac{P_{D_1} - (0)}{1})}{2} + \frac{P_{D_3} - (\frac{P_{D_1} - (0)}{1} + \frac{P_{D_2} - (\frac{P_{D_1} - (0)}{1})}{2})}{3} \quad (4.11)$$

Sollten mehr als drei Finger auftreten, so muss die Gleichung (4.10) auf Gruppen von je drei Griffkraftpositionen angewandt werden. Die dabei errechneten partiellen Schwerpunkte können mit Gleichung (4.12) zu einem gesamten Schwerpunkt zusammengefasst werden.

$$S = \frac{1}{m} \sum_i S_i \cdot m_i \quad (4.12)$$

Dabei entspricht S_i dem partiellen Schwerpunkt eines vereinfachten Körpers, m_i der durch den vereinfachten Körper eingeschlossene Fläche und m der Gesamtfläche aller vereinfachten Körper.

Mit dem nun bekannten Schwerpunkt ist auch die Richtung gegeben mit welcher sich die einzelnen Griffkräfte in dieses Modell einbringen. Die Beträge der jeweiligen Griffkräfte sind durch die drucksensitive Folie bestimmt. Mit der Richtung und dem Betrag berechnen sich die Griffkraftvektoren der einzelnen Finger. Die Aufsummierung aller Kräfte ergibt die Kraftbilanz auf dem Greifstab. Gesucht ist nun die Linearkombination aller beteiligten Kraftvektoren, die

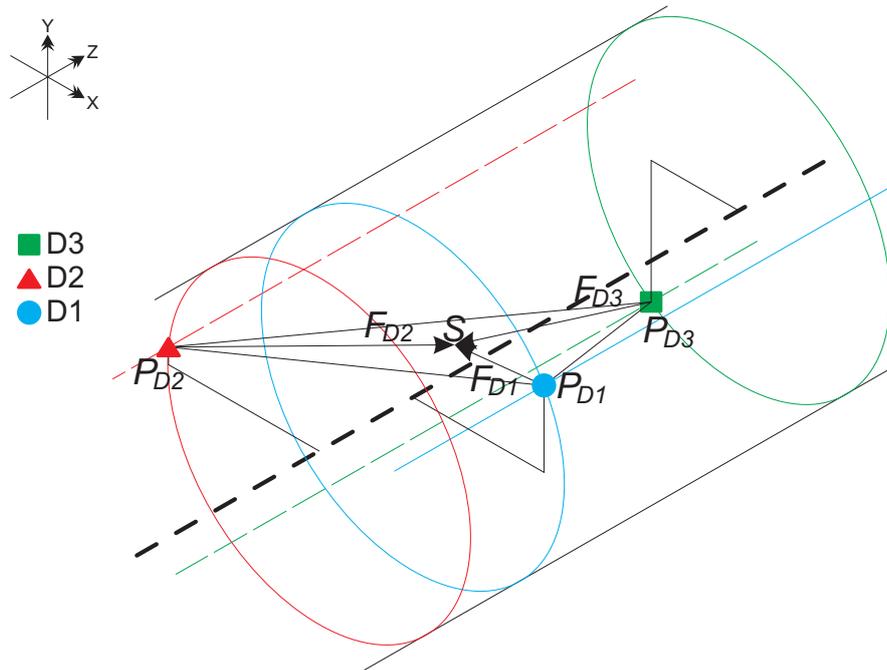


Abbildung 4.10: Schematische Darstellung Griffkraftkompensierung im geometrischen Modell; F_{D_1} = Griffkraft Daumen, F_{D_2} = Griffkraft Zeigefinger, F_{D_3} = Griffkraft Mittelfinger, P_{D_1} = Position Daumen, P_{D_2} = Position Zeigefinger, P_{D_3} = Position Mittelfinger.

sich am besten kompensiert:

$$\min \left(\left| -\text{Count}(n) \cdot S + \sum_n P_{D_n} + \sum_n \left(a_{D_n} \cdot |F_{D_n}| \cdot \frac{S - P_{D_n}}{|S - P_{D_n}|} \right) \right| \right) \quad (4.13)$$

In diesem Modell stellt S das Schwerpunktzentrum, P_{D_n} die Ansatzpunkte der einzelnen Finger, F_{D_n} die mit Tekscan gemessene Kraft der einzelnen Finger und a_{D_n} die gesuchten Linearfaktoren des Gleichungssystems dar.

Zum Lösen dieses Modells wird eine multiple Regression (Gleichung (4.14)) benutzt.

$$\text{Count}(n) \cdot S - \sum_n P_{D_n} = \left(\left| F_{D_n}^{\text{grip}} \right| \cdot \frac{S - P_{D_n}}{|S - P_{D_n}|} \right) \cdot a_{D_n} \quad (4.14)$$

wobei

$$\vec{a} = \left(\left(\left| F_{D_n}^{\text{grip}} \right| \cdot \frac{S - P_{D_n}}{|S - P_{D_n}|} \right)^T \left(\left| F_{D_n}^{\text{grip}} \right| \cdot \frac{S - P_{D_n}}{|S - P_{D_n}|} \right) \right)^{-1} \left(\left| F_{D_n}^{\text{grip}} \right| \cdot \frac{S - P_{D_n}}{|S - P_{D_n}|} \right)^T \left(3 \cdot S - \sum_n P_{D_n} \right) \quad (4.15)$$

Der so gewonnene Vektor \vec{a} enthält alle Linearfaktoren $\{a_{D_1} \dots a_{D_n}\}$ und zeigt den Anteil

der einzelnen Griffkraftvektoren die der Kompensierung und somit dem eigentlichen Festhalten des Greifstabes dienen. Das Produkt aus den Linearfaktoren und den mit Tekscan aufgenommenen Kräften gibt Aufschluss über die gerichteten Kräfte einzelner Finger und wird in Gleichung (4.16) beschrieben. Nun stellt sich die Frage, inwieweit die einzelnen Kräfte der Finger auch an Zugkräften beteiligt sind.

$$F_{D_n}^{\text{grip,adjusted}} = \frac{a_{D_n}}{\min(a)} \cdot |F_{D_n}^{\text{grip}}| \cdot \frac{S - P_{D_n}}{|S - P_{D_n}|} \quad (4.16)$$

Ausgehend von Flanagan's und Burstedt's Arbeit, *Control of Multidigit Manipulation* [2] Seite 1711, und deren Annahme, dass bei gleichem Untergrund das Verhältnis der Last-/Griffkraft zu Zugkraft konstant ist, errechnet sich per Gleichung (4.17) die anteiligen Zugkraft pro Finger.

$$F_{D_n}^{\text{drag,adjusted}} = F^{\text{drag}} \cdot \frac{|F_{D_n}^{\text{grip,adjusted}}|}{\sum_m (|F_{D_m}^{\text{grip,adjusted}}|)} \quad (4.17)$$

Dabei ist $F^{\text{drag,adjusted}}$ immer parallel zur \vec{z} -Achse des Systems und bildet die reine Zugkraft am Greifstab, so dass $\sum_n (F_{D_n}^{\text{drag,adjusted}}) = F^{\text{drag}} = F_S$ gilt. F_S wird dabei über die im Greifstab verbaute Kraftdose ermittelt und kann sowohl als Zugkraft wie auch als Druckkraft auftreten. Die gesamt wirkende Kraft eines Fingers bildet sich aus der Summe der Griffkraft und der Zug-/Druckkraft.

$$F_{D_n} = F_{D_n}^{\text{grip,adjusted}} + F_{D_n}^{\text{drag,adjusted}} \quad (4.18)$$

Hier ist zu beachten, dass z -Komponenten der Griffkraft $F^{\text{grip,adjusted}}$ in Richtung der Zugkraft existieren und diese die Summe verfälschen. Es ist ratsam, für eine Analyse die Kräfte $F^{\text{grip,adjusted}}$ und $F^{\text{drag,adjusted}}$ getrennt von einander zu betrachten.

4.2.1 Erkenntnisse

Rücksprachen mit der Firma Tekscan und Referenzversuche ergaben, dass es sich bei der durch die Folie gemessenen Kraft um den reinen folienorthogonalen Anteil handelt. Betrachtet man die gemessenen Kraftwerte quantitativ, so dürfen nur Kraftvektoren die orthogonal zur Staboberfläche sind, betrachtet werden. Nur wenn alle Finger in einer Ebene rechtwinklig zur Stabachse liegen treten Kraftvektoren orthogonal zur Staboberfläche auf. Dies ist aber ein Widerspruch zu Realität wie sie in Abbildung 4.8 gezeigt wurde und führte zum Entschluss, dieses Modell zu verwerfen. Daraus entstand das Drehmoment-Modell welches im nächsten Kapitel behandelt wird.

4.3 Lösungsansatz über Restdrehmoment

Dieser Ansatz betrachtet die auftretenden Griffkräfte als reine orthogonal-Kräfte die durch eine Verschiebung Drehmomente im Greifstab erzeugen. Diese Drehmomente heben sich zum Teil durch ihre Lage und Wertigkeit auf. Der verbleibende Rest des resultierenden Drehmoments gibt einen Anhaltspunkt, in wie weit die Griffkräfte harmonisieren. Abbildung 4.11 zeigt dies im Modell.

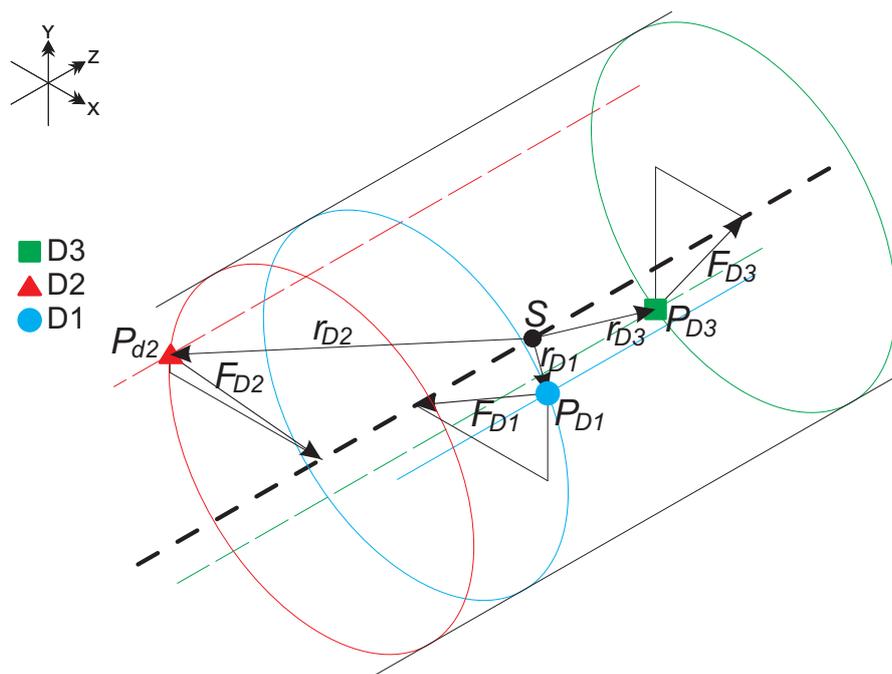


Abbildung 4.11: Schematische Darstellung Griffkraftkompensierung im Drehmomentmodell; F_{D_1} = Griffkraft Daumen, F_{D_2} = Griffkraft Zeigefinger, F_{D_3} = Griffkraft Mittelfinger, P_{D_1} = Position Daumen, P_{D_2} = Position Zeigefinger, P_{D_3} = Position Mittelfinger, r_{D_1} = Kraftarm Daumen, r_{D_2} = Kraftarm Zeigefinger, r_{D_3} = Kraftarm Mittelfinger, S = Massezentrum.

Zuerst ist es wichtig, die einzelnen Drehmomente zu errechnen. Ein Drehmoment $\vec{\tau}$ entsteht durch das Kreuzprodukt aus einem Verschiebungsvektor \vec{r} und einer Kraft \vec{F} . $\vec{\tau} = \vec{r} \times \vec{F}$. Alle auftretenden Verschiebungsvektoren beziehen sich auf ein logisches Massezentrum. Die Kraftvektoren können als Orthogonalkräfte direkt aus dem Tekscan-System entnommen werden. Das Massezentrum S liegt auf der Stabachse und befindet sich mittig zwischen den zwei äußersten Fingern welche dieses System begrenzen. Gleichung (4.19) zeigt die Berechnung des Massezentrums.

$$S = \frac{\min(P_{D_n} \cdot \vec{z}) + \max(P_{D_n} \cdot \vec{z})}{2} \quad (4.19)$$

Die Verschiebungsvektoren zwischen dem Massenzentrum und den Kraftansetzenden Punkten lassen sich als Vektoren zwischen den Punkten P_{D_n} und dem errechneten Massenzentrum S aufspannen:

$$r_{D_n} = P_{D_n} - S \quad (4.20)$$

Die Richtung der Griffkraftvektoren ergeben sich aus der \vec{x} und \vec{y} Komponente der jeweiligen Fingerpositionen da die Stabachse immer durch den Koordinatenursprung verläuft. Die Länge und damit die Wertigkeit entspringt der mit dem Tekscan System aufgenommenen Druckkräften des jeweiligen Fingers $F_{D_n}^{\text{grip}}$. So ergibt sich für den Griffkraftvektor eines Fingers:

$$F_{D_n}^{\vec{}} = F_{D_n}^{\text{grip}} \cdot \frac{P_{D_n} \cdot \vec{x} + P_{D_n} \cdot \vec{y}}{|P_{D_n} \cdot \vec{x} + P_{D_n} \cdot \vec{y}|} \quad (4.21)$$

Das auf den Stab einwirkende Drehmoment $\vec{\tau}$ eines einzelnen Fingers folgt aus Gleichung (4.20) und Gleichung (4.21) :

$$\vec{\tau} = \vec{r} \times \vec{F} \Rightarrow \tau_{D_n}^{\vec{}} = r_{D_n}^{\vec{}} \times F_{D_n}^{\vec{}} = (S - P_{D_n}) \times \left(F_{D_n}^{\text{grip}} \cdot \frac{P_{D_n} \cdot \vec{x} + P_{D_n} \cdot \vec{y}}{|P_{D_n} \cdot \vec{x} + P_{D_n} \cdot \vec{y}|} \right) \quad (4.22)$$

Im Optimalfall heben sich alle Drehmomente im Massenzentrum des Stababschnittes auf. Ein verbleibendes Restdrehmoment symbolisiert eine fehlende Optimierung der Griffkräfte. Für eine spätere Interpretation des Restdrehmoments wird der Betrag der Vektorsumme aller bestehenden Drehmomente, beschrieben in Gleichung (4.23), herangezogen.

$$|\tau| = \left| \sum_{D_n} \left[(S - P_{D_n}) \times \left(F_{D_n}^{\text{grip}} \cdot \frac{P_{D_n} \cdot \vec{x} + P_{D_n} \cdot \vec{y}}{|P_{D_n} \cdot \vec{x} + P_{D_n} \cdot \vec{y}|} \right) \right] \right| \quad (4.23)$$

Mit dem hier berechneten Drehmoment soll eine Trennfunktion zur Trennung von Patienten- und Probandengruppe entwickelt werden.

Kapitel 5

Quantifizierung von Griffkräften im Präzisionsgriff

Die in Kapitel 4.3 entwickelte Methodik und die daraus gewonnenen Informationen über Restdrehmomente bei Präzisionsgriffen sollen nun dazu dienen, Patienten von Probanden zu unterscheiden und zu trennen. Dieser Abschnitt befasst sich mit diesem Problem und behandelt die Verarbeitung und Auswertung der aufgenommenen Daten.

5.1 Parameterwahl

Um eine Trennung zweier Personen zu ermöglichen, muss eine gleichermaßen beständige und zuverlässige Wahl eines repräsentativen Wertes für eine Person gefunden werden. Dabei soll der genutzte Wert einer vergleichbaren Basis entstammen aber auch personenbezogene Eigenschaften widerspiegeln. Betrachtet man einen typischen Trialdurchlauf mit den in Kapitel 2.3 beschriebenen drei Phasen, so kommen nur wenige Zeitabschnitte für eine Wertentnahme in Frage. Ein Zeitfenster von 500ms, endend mit dem Trigger für die Stabfreigabe durch den Mikrocontroller, wurde als Wertebasis gewählt. Zu diesem Zeitpunkt, am Ende der Freigabezeit t_{release} , sind die Griffkräfte soweit gesteigert, dass man einen konstanten und ausgeprägten Wert entnehmen kann. Der in Abbildung 3.2 grau gekennzeichnete Bereich entspricht dem gewählten Zeitabschnitt für die Repräsentantenwahl. Wie bereits erwähnt, soll das Restdrehmoment als Parameter für eine Unterscheidung zwischen den Klassen Patienten und Probanden dienen. Das Drehmoment wird den Berechnungen aus Kapitel 4.3 entnommen. Aus diesen Berechnungen geht ein Drehmomentsvektor $\vec{\tau}$ hervor, dessen Länge als Parameter in dieses Modell einfließen soll. Dieses Drehmoment alleine reicht allerdings nicht als eindeutige Eigenschaft.

$$\vec{\tau} = \vec{r} \times \vec{F} \Rightarrow \lambda \cdot \vec{\tau} = \lambda \cdot \vec{r} \times \vec{F} = \vec{r} \times \lambda \cdot \vec{F}; \lambda \in \mathbb{R} \quad (5.1)$$

Gleichung (5.1) zeigt das Assoziativgesetz für Vektorprodukte. Daraus ist ersichtlich, dass man für $\lambda * \vec{\tau} = \lambda \cdot \vec{r} \times \vec{F}$ und $\lambda \cdot \vec{\tau} = \vec{r} \times \lambda \cdot \vec{F}$ die gleichen Ergebnisse erhält obwohl von einer völlig anderen Startbedingung ausgegangen wird. Aus diesem Grund wurde die Liste der genutzten Parameter zur Trennung der zwei Klassen um das Verhältnis zwischen der Zugkraft am Stab und der applizierten Griffkraft, F_{ratio} , und um den effektiven Hebel $r_{\text{effective}}$ erweitert.

Der Parameter des Griffkraftverhältnisses wird aus der Summe der Fingergriffkräfte aller, für die Berechnung des Restdrehmomentes relevanten, Finger und der am Stab gemessenen Zugkraft gewonnen. Diese Kraft fließt als vorzeichenloser Absolutwert in dieses Modell ein.

$$F_{\text{ratio}} = \frac{F_{\text{rod}}}{\sum_n F_{D_n}} \quad (5.2)$$

Der effektive Hebel setzt sich aus der Summe der effektiven Hebelanteile aller, für die Berechnung des Restdrehmomentes relevanten, Finger zusammen. Dieser Parameter ist ein Kennzeichen für die Griffqualität. Abbildung 4.11 im Kapitel 4.3 soll dabei der Herleitung des effektiven Hebels dienen. Man sieht in dieser Grafik, dass die Verschiebungsvektoren R_{D_n} immer von einem Punkt auf der Stabachse ausgehen. Desweiteren ist bekannt, dass die Fingerkräfte als reine Kräfte orthogonal zur Staboberfläche, welche im Querschnitt einen Kreis bildet, gemessen werden. Somit besitzt der Verschiebungsvektor und der Fingergriffkraftvektor in diesem System in der X und Y Dimension die gleiche Ausrichtung, wenngleich der Kraftvektor immer entgegen dem Verschiebungsvektor gerichtet ist. Gleichung (5.3) zeigt, dass die X und Y Komponenten des Hebels für diese Drehmomentberechnung nicht von Bedeutung sind und weggelassen werden können.

$$\vec{\tau} = \vec{r}_{D_n} \times \vec{F}_{D_n} = \begin{pmatrix} \lambda x \\ \lambda y \\ m \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} x \\ y \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ m \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} x \\ y \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -m \cdot y \\ m \cdot x \\ 0 \end{pmatrix}; m \in \mathbb{R} \quad (5.3)$$

Als Resultat bleibt die Verschiebung des Fingers vom gewählten Stabschwerpunkt entlang der Z Achse. Wann immer diese Verschiebung gegen 0 konvergiert, bedeutet das, dass alle beteiligte Finger in einer Scheibe rechtwinklig zur Stabachse liegen und der Präzisionsgriff optimal ausgeführt wurde. Diese Aussage steht zwar im Konflikt mit dem in Abbildung 4.8 dargestellten Modell und mit den in Kapitel 4.1.6 getroffenen Annahmen, jedoch zeigt sich, dass der effektive Hebel unter Probanden wesentlich geringer ausfällt als der effektive Hebel von Patienten. Aus diesem Grund wird dieser Hebel dennoch als Parameter aufgenommen. Je größer dieser Abstand wird, desto höhere Hebel treten in diesem System auf und müssen durch entsprechende Griffkräfte kompensiert werden. Die Summe der Z Achsenverschiebung der, für die Berechnung des Restdrehmomentes relevanten, Finger wird als drittes Gütemaß in das

Modell aufgenommen und ist in Gleichung (5.4) verdeutlicht.

$$r_{\text{effective}} = \sum_n |R_{D_n} \cdot \vec{z}| \quad (5.4)$$

So wird ein Trial durch einen Merkmalsvektor, bestehend aus den drei beschriebenen Parametern $(F_{\text{ratio}}, r_{\text{effective}}, |\tau|)$ repräsentiert. Dieser Vektor bildet sich durch die drei Mittelwerte aller gemessenen Parameter im, in der Abbildung 3.2 verdeutlichten, 500ms Zeitintervall. Als Datengrundlage dienen 514 Merkmalsvektoren von 8 Probanden und 374 Merkmalsvektoren von 5 Patienten. Zuerst sind die Merkmale auf Normalverteilung zu prüfen, da für das Modell eine drei-variate Normalverteilung vorgesehen ist. Abbildung 5.1 zeigt jeweils das Histogramm der Kraftquotienten aller Patienten und Probanden.

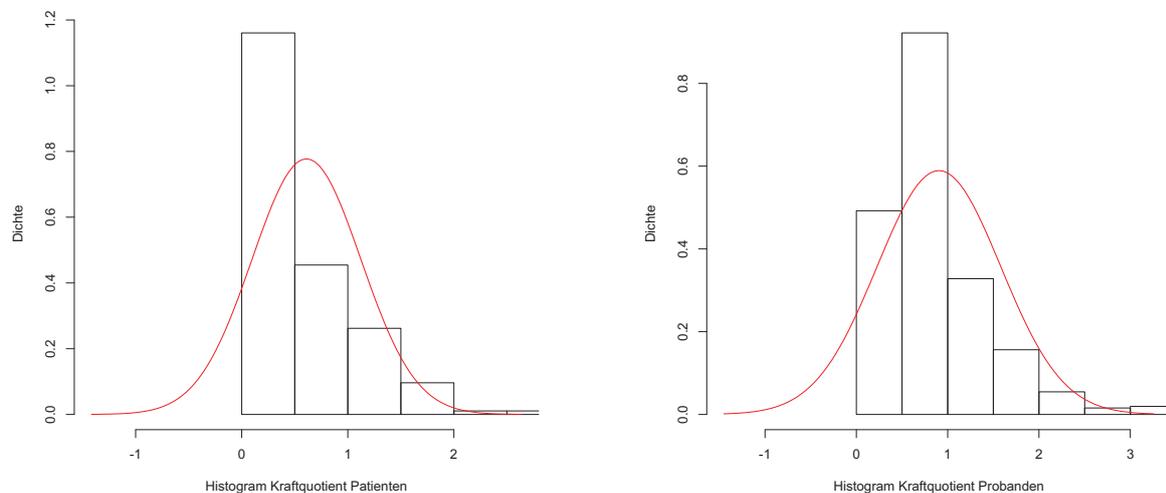


Abbildung 5.1: Zeigt im linken Bild das Histogramm der Kraftquotienten aller Patientenmerkmale; im rechten die aller Probandenmerkmale. Die roten Glockenkurven zeigen die dazugehörigen Normalverteilungen. Die Fläche unter der Glockenkurve und des Histogramms ist jeweils 1.

Aus dieser Abbildung geht hervor, dass die Merkmalsvektoren nicht normalverteilt sind. Die Form der Histogramme deutet aber stark auf eine logarithmische Normalverteilung hin, weshalb die Sichtprüfung mit den logarithmierten Parametern wiederholt wurde. Abbildung 5.2 zeigt das Ergebnis der zweiten Sichtprüfung.

Für die Überprüfung, ob die Merkmale tatsächlich einer Normalverteilung entstammen wurde der Kolmogorov-Smirnov Test herangezogen. Dieser Test betrachtet die Verteilungsfunktionen zweier Datenreihen und ermittelt ihre Gleichheit anhand des größten Abstandes zwischen den beiden kumulativen Dichtefunktionen. Abbildung 5.3 zeigt die theoretischen Normalverteilungen im Vergleich zu den getesteten Merkmalen.

Die mit dem Kolmogorov-Smirnov Test berechneten Wahrscheinlichkeitswerte für eine Übereinstimmung zwischen den theoretischen und gemessenen Verteilungen werden in Tabelle 5.1

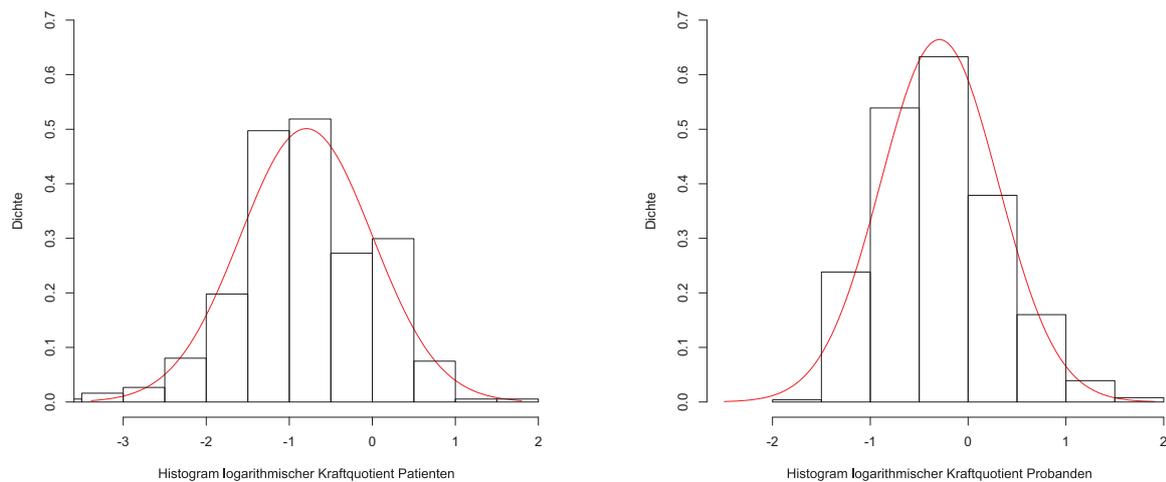


Abbildung 5.2: Zeigt im linken Bild das Histogramm der logarithmierten Kraftquotienten aller Patientenmerkmale; im rechten die aller logarithmierten Probandenmerkmale. Die roten Glockenkurven zeigen die dazugehörigen Normalverteilungen. Die Fläche unter der Glockenkurve und des Histogramms ist jeweils 1.

	Patienten	Probanden
Kraftverhältnis	47.39%	59.03%
effektiver Hebel	0.5075%	19.1%
Restdrehmoment	$2.022 \cdot 10^{-3}\%$	71.3%

Tabelle 5.1: Ergebnistabelle Kolmogorov-Smirnov Test

dargestellt.

Wie erwartet wurde eine Abweichung bei dem effektiven Hebel und beim Restdrehmoment der Patientendaten festgestellt. Die dort auftauchende Verschiebung zu höheren Werten hin wird in dieser Arbeit hingenommen. Obwohl einige Parameter leicht einen leichten Bias zu haben scheinen wird dennoch angenommen, dass die Merkmalsvektoren logarithmisch Normalverteilt sind. Die Deckung der kumulativen Histogramme mit den Verteilungsfunktionen erwies sich für dieses biologische System als ausreichend und stützt diese Annahme. Bildet man nun alle Merkmalsvektoren in einem Bild ab entstehen, wie in Abbildung 5.4 zu sehen, zwei Wolken. Eine Trennfunktion zur Trennung dieser beiden Wolken wird im nachfolgenden Kapitel entwickelt. Als Grundlage dient eine multivariate Normalverteilung mit drei Parametern, den Parametern der Merkmalsvektoren in logarithmierter Form.

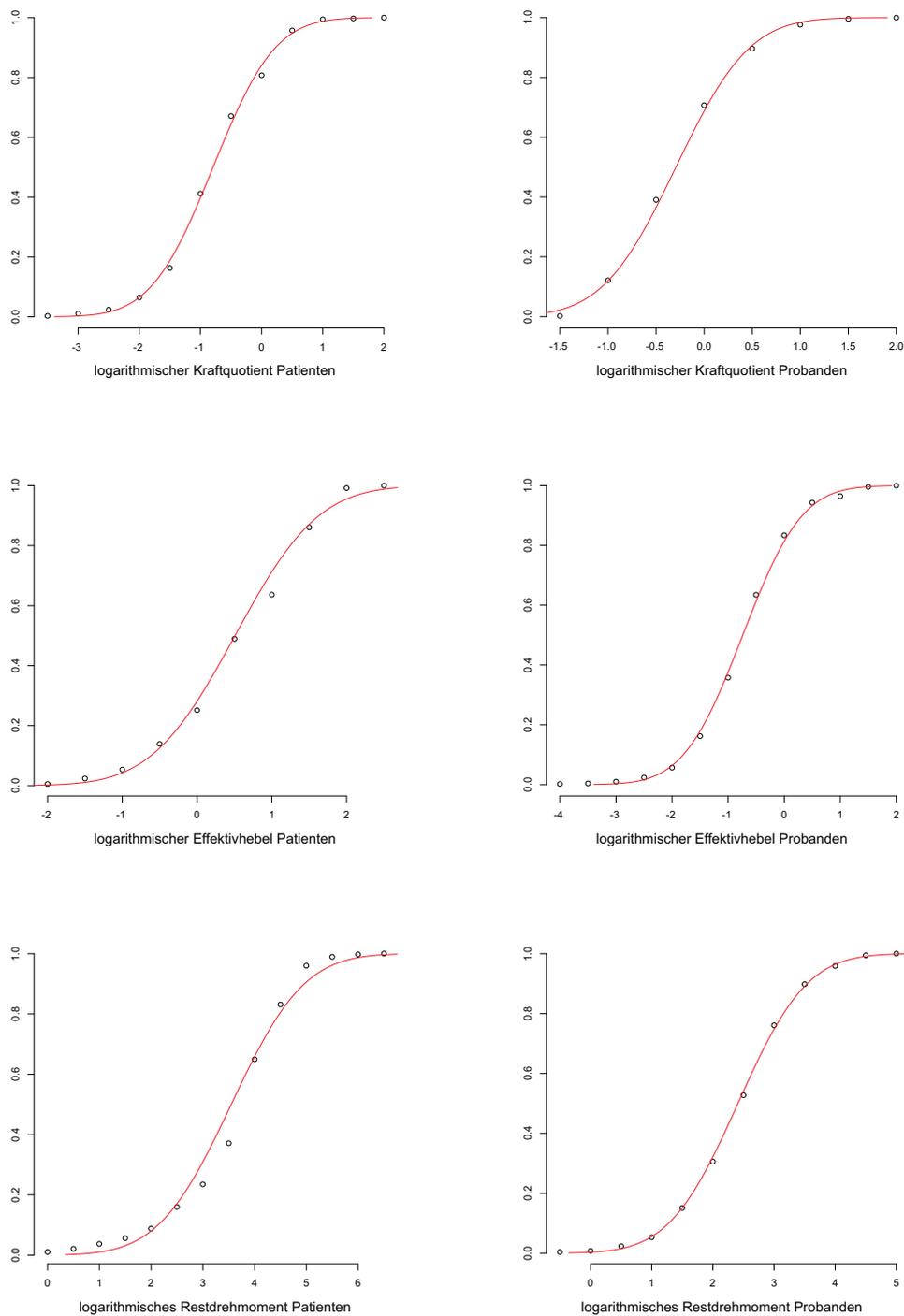


Abbildung 5.3: Zeigt in der linken Spalte die kumulative Histogramme der Patientenmerkmale; in der rechten Spalte die kumulativen Probandenmerkmale. Die roten Kurven zeigen den zugehörigen kumulative Verteilungsdichte der jeweiligen Normalverteilung. Die Punkte zeigen die tatsächlichen Werte aus den Datenreihen.

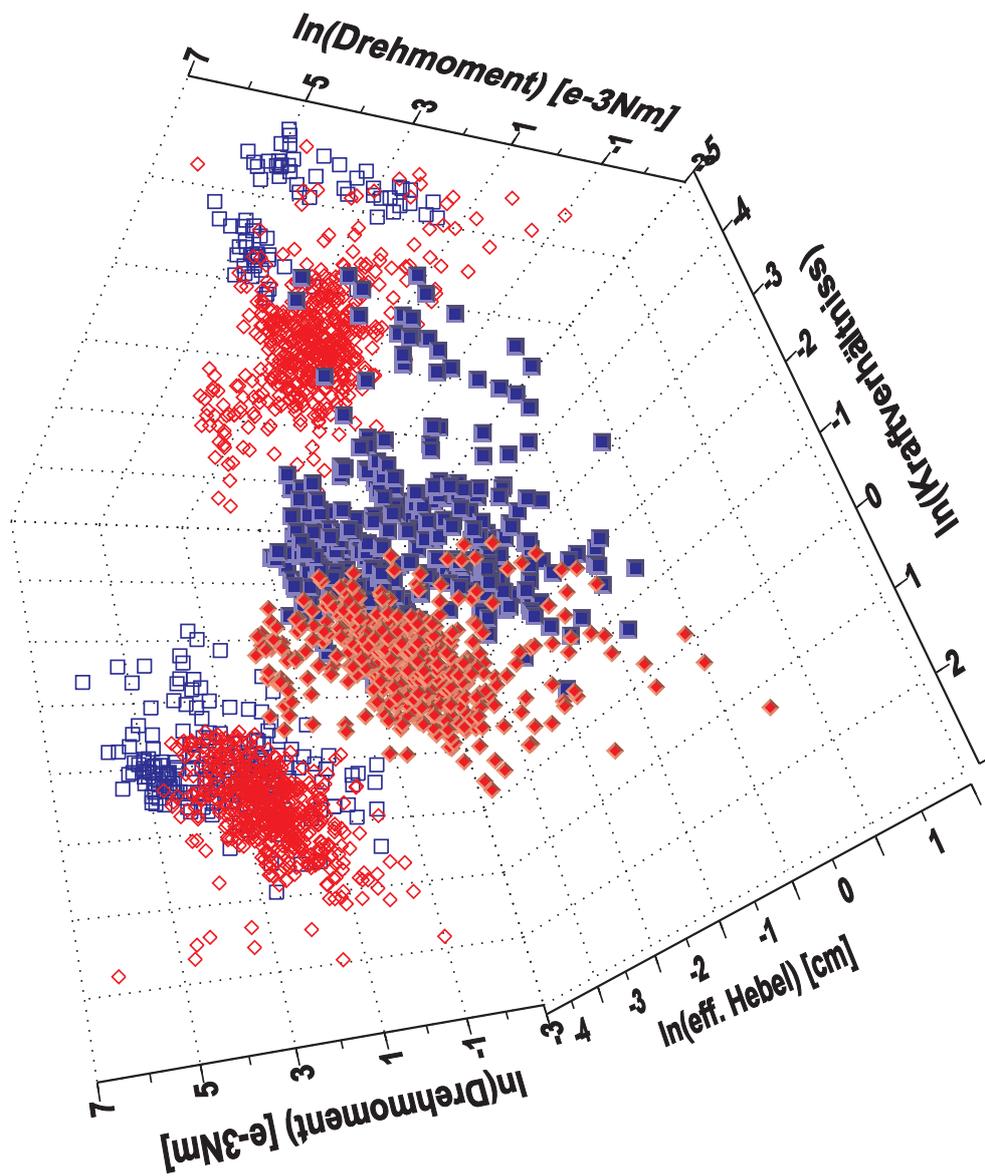


Abbildung 5.4: Alle aufgenommenen logarithmischen Merkmalsvektoren in einem Plot. Patienten werden in blau, Probanden in rot dargestellt. Die farbigen Umrisse am Rücken des Diagramms zeigen jeweils die gleichen Daten als Schattenprojektion auf die jeweilige Ebene.

5.2 Trennfunktion

5.2.1 Multivariate Normalverteilung

Eine multivariate Normalverteilung beruht im Vergleich zu einer einparametrischen Normalverteilung nicht auf Erwartungswert und Standardabweichung des Merkmals, sondern auf einem Erwartungsvektor $\vec{\mu}$ und einer Kovarianzmatrix Σ . Der Erwartungsvektor $\vec{\mu}$ entspricht dabei dem aus der einfachen Gaußschen Verteilung bekanntem Erwartungswert und beinhaltet die Erwartungswerte aller Parameter. Die Kovarianzmatrix Σ beschreibt die Kovarianzen zwischen allen vorkommenden Parameterpaaren und ist symmetrisch. Bei n Parametern besitzt sie die Größe $n \times n$. Die Allgemeinform einer multivariaten Normalverteilung ist :

$$P(\vec{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu})^T \cdot \Sigma^{-1} \cdot (\vec{x} - \vec{\mu})\right), \quad (5.5)$$

dabei bildet n die Anzahl der Parameter für diese Normalverteilung, $\vec{\mu}$ den Erwartungsvektor mit den Erwartungswerten aller Merkmale und Σ die Kovarianzmatrix der Merkmale.

5.2.2 Bayes Klassifikator

Ein Bayes Klassifikator basiert auf dem *Bayes Theorem* und betrachtet die Wahrscheinlichkeiten, dass ein Merkmal zu einer bestimmten Klasse gehört, um sich für eine Klassenzugehörigkeit zu entscheiden. Bei nur 2 vorhandenen Klassen, wie in diesem Fall, ist ein direkter Vergleich und die Wahl der wahrscheinlicheren Klasse möglich. Gleichung (5.6) zeigt das Bayes Theorem in seiner allgemeinen Form.

$$P(C_i|x) = \frac{P(x|C_i) \cdot P(C_i)}{\sum_n [P(x|C_n) \cdot P(C_n)]}, \quad (5.6)$$

dabei entspricht $P(x|C_i)$ der Wahrscheinlichkeit für das Auftreten eines Merkmals x , wenn die Klasse C_i vorgegeben ist, $P(C_i)$ der Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der Klasse C_i , $\sum_n [P(x|C_n) \cdot P(C_n)]$ der Gesamtwahrscheinlichkeit für das Auftreten von Muster x und $P(C_i|x)$ der Wahrscheinlichkeit, dass ein gegebenes Muster x aus der Klasse C_i stammt.

Als klassenbedingte Wahrscheinlichkeiten $P(x|C_i)$ dienen die vorher abgeschätzten Normalverteilungen. Die apriori Wahrscheinlichkeit $P(C_i)$ ist durch die anteilige Anzahl der Merkmale pro Klasse an der Gesamtanzahl der genutzten Merkmale für die Schätzung der Normalverteilungen gegeben. So ergibt sich für die Wahrscheinlichkeit, dass ein Merkmal x aus der Klasse C_i stammt, folgende Formel:

$$P(C_i|\vec{x}) = \frac{\frac{e\left(-\frac{1}{2}(\vec{x}-\vec{\mu}_i)^T \Sigma_i^{-1}(\vec{x}-\vec{\mu}_i)\right)}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \cdot \frac{|C_i|}{\sum_n |C_n|}}{\sum_k \left[\frac{e\left(-\frac{1}{2}(\vec{x}-\vec{\mu}_k)^T \Sigma_k^{-1}(\vec{x}-\vec{\mu}_k)\right)}{(2\pi)^{\frac{3}{2}} |\Sigma_k|^{\frac{1}{2}}} \cdot \frac{|C_k|}{\sum_n |C_n|} \right]} \quad (5.7)$$

Da hier nur zwei Klassen, zum einen die Patienten (C_1), zum andern die Probanden (C_2), anzutreffen sind, lässt sich eine einfache Entscheidungsregel erstellen, welche Zugehörigkeit für einen Merkmalsvektor wahrscheinlicher ist. Zusätzlich werden für diesen direkten Vergleich die logarithmischen Wahrscheinlichkeitswerte betrachtet, was die Handhabung noch erheblich vereinfacht.

$$\vec{x} \in \begin{cases} C_1, & \text{falls } \ln(P(C_1|\vec{x})) - \ln(P(C_2|\vec{x})) > 0 \\ C_2, & \text{falls } \ln(P(C_1|\vec{x})) - \ln(P(C_2|\vec{x})) < 0 \end{cases} \quad (5.8)$$

Durch einsetzen der ursprünglichen Gleichungen und anschließender Vereinfachung erhält man :

$$\begin{aligned} \ln(P(C_1|\vec{x})) - \ln(P(C_2|\vec{x})) = & \left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu}_1)^T \Sigma_1^{-1}(\vec{x} - \vec{\mu}_1) \right) - \frac{1}{2} \cdot \ln(|\Sigma_1|) + \ln(|C_1|) \\ & - \left(-\frac{1}{2}(\vec{x} - \vec{\mu}_2)^T \Sigma_2^{-1}(\vec{x} - \vec{\mu}_2) \right) - \frac{1}{2} \cdot \ln(|\Sigma_2|) + \ln(|C_2|) \end{aligned} \quad (5.9)$$

Gleichung (5.9) zeigt das vereinfachte Ergebnis des Bayes Klassifikators. Viele der Faktoren, vor allem jene, die klassenunabhängig sind, heben sich durch den direkten Vergleich auf und fallen heraus. Resultierend in einer einfachen, nur noch von den Kovarianzmatrizen, den Erwartungswerten der Merkmale und den Klassengrößen abhängigen, Formel lässt sich die wahrscheinlichste Zuordnung eines Merkmals zu einer Klasse berechnen.

Bildet man die Kovarianzmatrizen und die Erwartungswerte der Merkmalsvektoren beider Klassen und wendet sie auf obige Gleichung (5.9) an, vereinfacht sich das Ergebnis weiter zu einer quadratischen Gleichung. Die geschätzten Rahmenwerte der Klassen der Patienten und Probanden werden in Tabelle 5.2 dargestellt.

Wendet man die geschätzten Verteilungsparameter auf Gleichung 5.9 an, ergibt sich folgende Trennfunktion für einen Merkmalsvektor $\vec{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ \ln(F_{\text{ratio}}) \\ \ln(r_{\text{effective}}) \\ \ln(\tau) \end{pmatrix}$

	$ C $	$\vec{\mu}$	Σ
Patienten	374	$\begin{pmatrix} -0.794293 \\ 0.507269 \\ 3.5485 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0.633417 & 0.164758 & -0.107426 \\ 0.164758 & 0.768959 & 0.110827 \\ -0.107426 & 0.110827 & 1.218009 \end{pmatrix}$
Probanden	514	$\begin{pmatrix} -0.293111 \\ -0.738982 \\ 2.38724 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0.360181 & 0.294239 & -0.284944 \\ 0.294239 & 0.684934 & 0.0208966 \\ -0.284944 & 0.0208966 & 0.935154 \end{pmatrix}$

Tabelle 5.2: Verteilungsparameter der Patienten- und Probandenklasse

$$T(\vec{x}) = \vec{x}^T \cdot \begin{pmatrix} -0.962882 \\ -6.43188 & 2.6812 \\ 4.03766 & -2.71341 & 0.708671 \\ -1.52607 & 2.03839 & -0.847071 & 0.458825 \end{pmatrix} \cdot \vec{x} \quad (5.10)$$

Abbildung 5.5 zeigt Gleichung (5.10) als Grafik. Die blauen Markierungen stellen die Trainingsdaten der Patienten, die roten die Daten der Probanden dar. Die schwarzen Linien zeigen Schnitte durch die Hyperebene $\ln(P(C_1|\vec{x})) - \ln(P(C_2|\vec{x})) = 0$. Das ist die Ebene aller Punkte, an der die Wahrscheinlichkeit, dass ein Merkmal der Patientenklasse entstammt, gleich der Wahrscheinlichkeit das dasselbe Merkmal der Probandenklasse entstammt. Die Ebene bildet dabei die sogenannte Trennebene. Das heißt, alle zu testenden Merkmale deren Ergebnis aus der Berechnung der Trennfunktion (Gleichung (5.10)) einen positiven Wert ergibt, liegen in der Grafik auf der Seite der blauen Punkte und somit auf der Seite der Patienten. Entsprechend dazu liegen alle Punkte mit negativem Ergebnis aus der Trennfunktion auf der Seite der Probanden. Die Wertigkeit dieses Resultats, sei es positiv oder negativ, gibt mit seiner Größe ein Maß für die Ausprägung der jeweiligen Entscheidung an.

5.2.3 Vollständige Kreuzvalidierung der Trennfunktion

Da nur Daten einer begrenzten Anzahl von untersuchten Personen zur Verfügung stehen, müssen diese sowohl zur Berechnung als auch zum Test der Trennfunktion herangezogen werden. Dafür wird auf das Verfahren der vollständigen Kreuzvalidierung zurückgegriffen. Dieses Verfahren trennt die vorhandene Menge an Daten in einen großen Trainingsdatensatz und einem kleinen Testdatensatz auf. Hier angewandt, wird jeweils der komplette Datensatz einer Person aus den Trainingsdaten zur Berechnung der Trennfunktion herausgenommen. Mit den verblei-

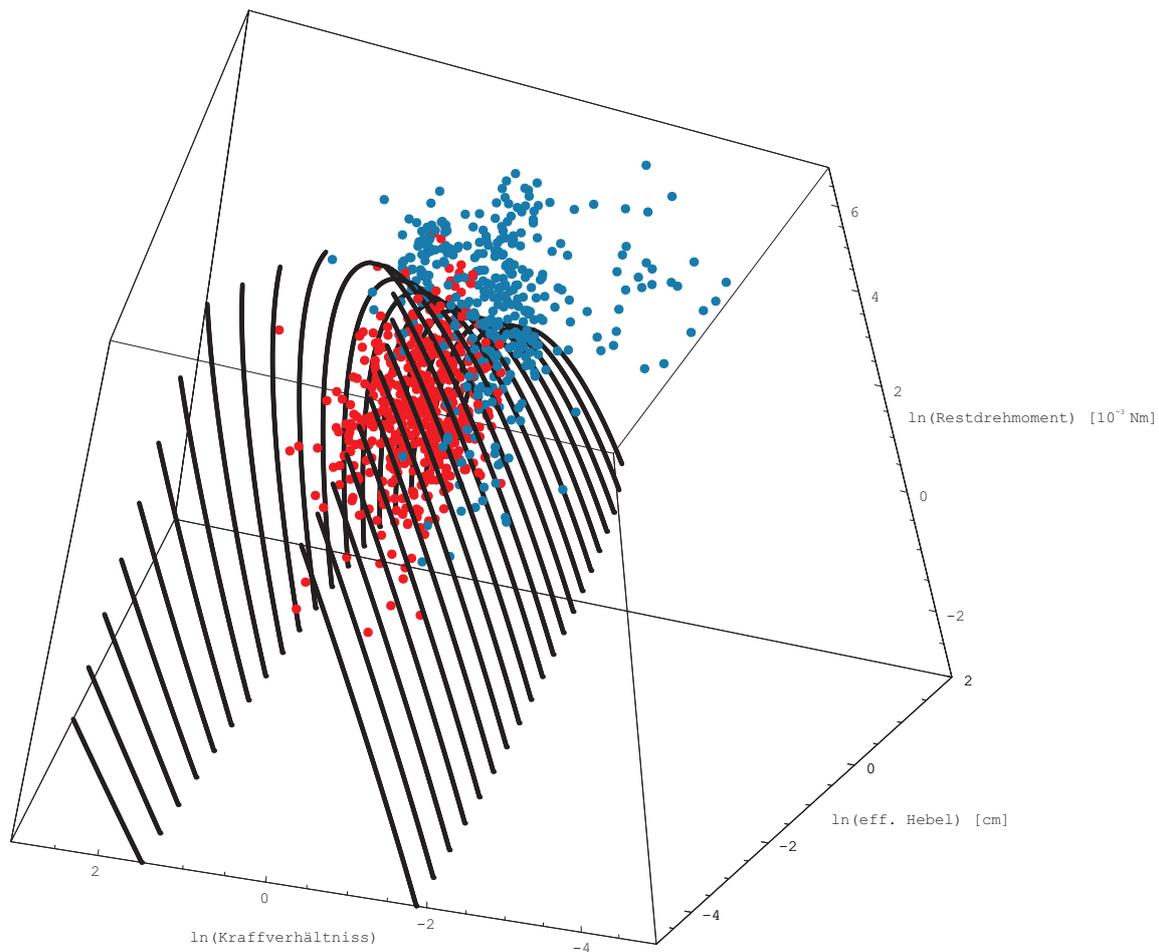


Abbildung 5.5: Die Trainingsdaten, Patienten in blau, Probanden in rot. Die Schwarzen Linien beschreiben Schnitte durch die 50% Wahrscheinlichkeitsebene zwischen den Patienten und Probanden.

benden Daten wird die Trennfunktion neu berechnet. Die ausgeschlossene Person dient dann als Testdatensatz. Als Repräsentant einer Person wird der Mittelwert aller Merkmalsvektoren berechnet und auf die Trennfunktion angewandt. Dieses Verfahren wird für jede Person in den Trainingsdaten wiederholt. Tabelle 5.3 soll das Ergebnis der Kreuzvalidierung veranschaulichen. Die erste Spalte gibt die Nummer der ausgeschlossenen Person an. Spalte zwei die Spezifität der richtigen Klassifizierungen wenn diese Person ausgelassen wird. Spalte drei zeigt speziell, ob die zur Erstellung der Trennfunktion weggelassene Person selbst richtig Klassifiziert wurde und bildet somit das eigentliche Ergebnis der Kreuzvalidierung. Spalte vier zeigt den Score der jeweiligen Person, wie dieser von der originalen Trennfunktion, Gleichung (5.10), bewertet wird. Die unterste Zeile zeigt die jeweiligen Mittelwerte.

Betrachtet man die Ergebnisse der zwei Kreuzvalidierungsdurchläufe die den Test nicht bestanden haben, Person 9 und 12, dann fällt auf, dass diese selbst mit der originalen Trennfunk-

Person	Spezifität	richtig Eigenklassifiziert	Score
1	1	1	-3.68336
2	1	1	+3.36939
3	1	1	-3.3796
4	1	1	-2.87382
5	1	1	-1.45878
6	1	1	+1.6997
7	1	1	-3.29516
8	1	1	+11.8671
9	0.923077	0	+0.858189
10	1	1	-2.9751
11	1	1	-3.24772
12	0.923077	0	+0.678203
13	1	1	-2.0782
Mittel	0.988166	0.846154	

Tabelle 5.3: Zeigt die Daten der Kreuzvalidierung. Der Score, positiv oder negativ, beschreibt in seiner Wertigkeit die „Sicherheit“ der getroffenen Entscheidung (positiv für die Klasse der Patienten, negativ für die der Probanden). Fettgedruckt sind jene Scores die im Kreuztest durchgefallen sind. Auffallend ist deren niedrige Absolutwert.

tion nur knapp in die richtige Klasse kategorisiert wurden. Person 9 mit +0.858189, Person 12 mit +0.678203. Das deutet darauf hin, dass diese Personen stark auf das Verhalten der Trennfunktion im Bereich der Entscheidungsgrenze einwirken.

Obwohl das visuelle Ergebnis in Abbildung 5.5 ein gutes Bild der Trennleistung wieder spiegelt, möchte ich an dieser Stelle vor einer strikten Klassifizierung von getesteten Personen warnen. Eine solche Aussage wäre aus medizinischer Sicht nicht tragbar, da es keine klare Grenze zwischen einem gesunden und kranken Zustand gibt.

Kapitel 6

Fazit

Abschließend bleibt an dieser Stelle zu sagen, dass die Zielsetzung, eine Methodik zur Erfassung von zeit- und raumvektorieller Verteilung zu entwickeln, mit Erfolg erreicht wurde. Die frühen Modelle dieser Arbeit wirkten allesamt vielversprechend, erwiesen sich aber als nicht praktikabel oder inkompatibel zum vorhandenen System oder zur vorhandenen Hardware. Dennoch ging aus jedem verworfenem Ansatz ein einige Erkenntnisse in das jeweilige Folgemodell über. Dies resultierte im gut funktionierenden, wenn auch äußerst simplen Ansatz zur Berechnung des Restdrehmoments. Die Ergebnisse aus dem durchaus zufriedenstellenden Restdrehmomentmodell resultieren ihrerseits in einer Trennfunktion mit hoher Klassifikationsqualität. Wenngleich die Anzahl momentan verfügbarer Patientendaten äußerst gering ausfällt, bietet das Ergebnis aus den Abbildungen 5.4 und 5.5 eine starke visuelle Plausibilität. Dennoch gibt es noch Verbesserungsmöglichkeiten und Vorschläge, auf die ich in den folgenden Zeilen eingehen will.

6.1 Tekscan System

Das hier genützte Tekscan System zur Quantifizierung der Griffkräfte am Greifstab besitzt eine räumliche Zelldichte von ca. $4 \frac{\text{Zellen}}{\text{cm}^2}$. Die zeitliche Auflösung von 150Hz ist meiner Ansicht nach absolut ausreichend. Tekscan vertreibt auch andere drucksensitive Folien für industrielle Anwendungen wie zum Beispiel zur Messung von Druckverteilungen auf Bremscheiben oder in Zylinderkopfdichtungen. Diese Folien besitzen eine weit höhere räumliche Auflösung. Eine Halbierung des Zellenabstands würde bereits in einer verbesserten Auflösung von ca. $16 \frac{\text{Zellen}}{\text{cm}^2}$ resultieren. Leider sind diese Folien um einige Größenordnungen teurer als die hier verwendeten. Auch müsste neue Hardware zum Auslesen der Sensormatrize von Tekscan erworben werden. Dennoch, sollte eine Erweiterung in diese Richtung in Betracht gezogen werden.

6.2 Quantifizierungsmodell

Für die Entwicklung der Trennfunktion musste eine zu den Merkmalen passende Verteilung gefunden werden. Während die Merkmale der Probanden gut zu einer Normalverteilung passen, gibt es bei den Patienten eine Diskrepanz in den Datenreihen der effektiven Hebel und des Restdrehmoments. Ich empfehle an dieser Stelle bessere Modelle für diese Datenreihen zu finden. Ein guter Anfang wäre eventuell das Einbeziehen von Schiefeit in die Normalverteilungen, also die In bezugnahme von höheren Momenten der Verteilung. Eine Verbesserung dieses Modelles kann sich direkt auf die Klassifikationsgenauigkeit auswirken. Die in der Tabelle 5.3 fettgedruckten Scores könnten direkt aus der Außerachtlassung der Schiefeit der Merkmalsdaten resultieren.

6.3 Trainingsdaten

Mit steigender Anzahl der Trainingsdaten steigt auch die Qualität der Ergebnisse der Klassifizierungsmethoden. Leider ist es sehr schwer, Patienten mit Schädigungen am Kleinhirn zu finden, die ihrerseits noch zur Ausführung der Ihnen gestellten Aufgaben fähig sind. Deshalb möchte ich Frau Prof. Dr. Dagmar Timmann an dieser Stelle erneut Dank zusprechen. Ihre Kooperation mit dieser Forschungsgruppe und Ihr Engagement ermöglichen erst einen derartigen Umfang an Daten. Probandendaten sind im Vergleich zu Patientendaten relativ leicht zu erheben. Es gibt unter den Medizinstudenten etliche Freiwillige die zur Durchführung derartiger Experimente bereit sind. Mit zukünftig erworbenen Daten lässt sich die Genauigkeit der Aussagen zur Gruppenverteilung zwischen den Patienten und Probanden verbessern. Auch wirkt sich die ständige Weiterentwicklung der bestehenden Systeme auf Gesamtqualität aller Aussagen im positiven Sinne aus.

Bemaßung Frontblenden Mikrocontroller

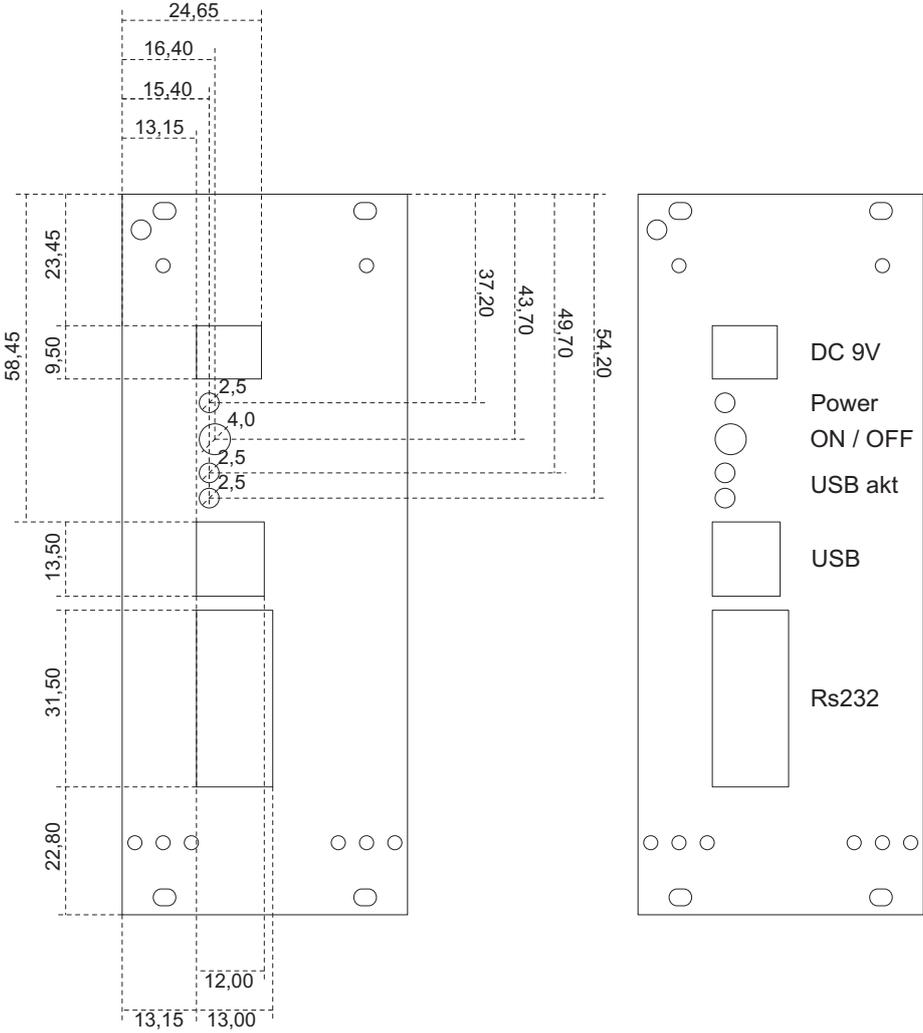


Abbildung 1: Rackblende; Hauptplatine

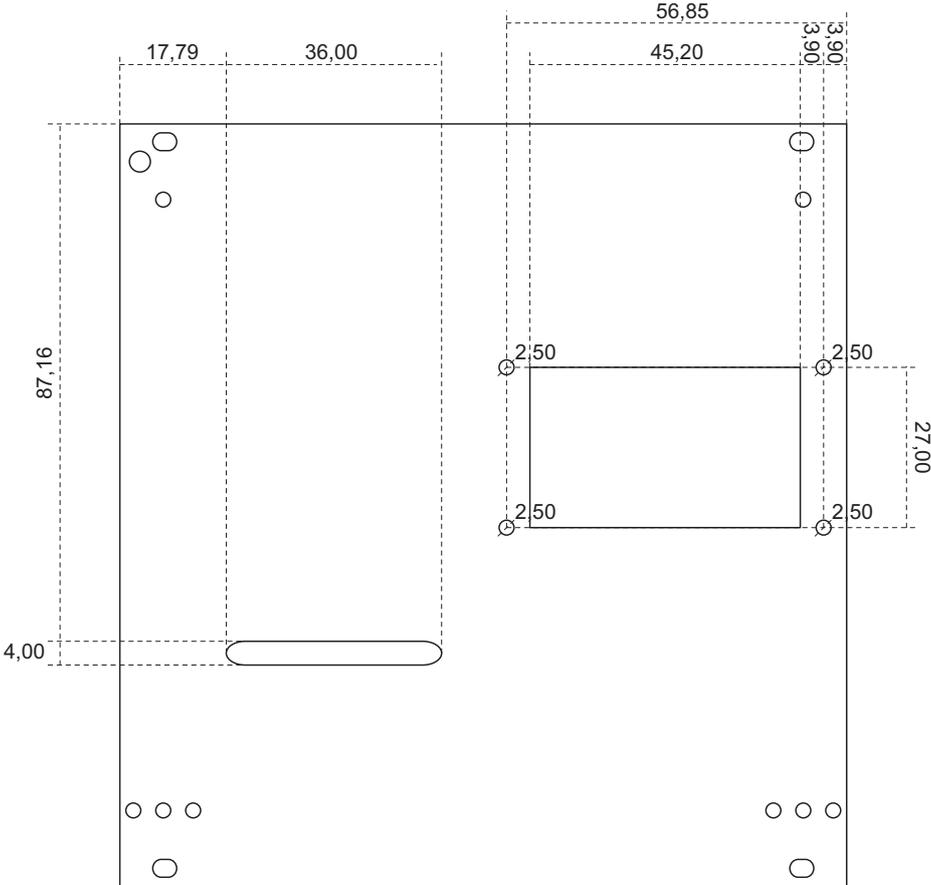


Abbildung 2: Rackblende; LCD / Eingabetastatur

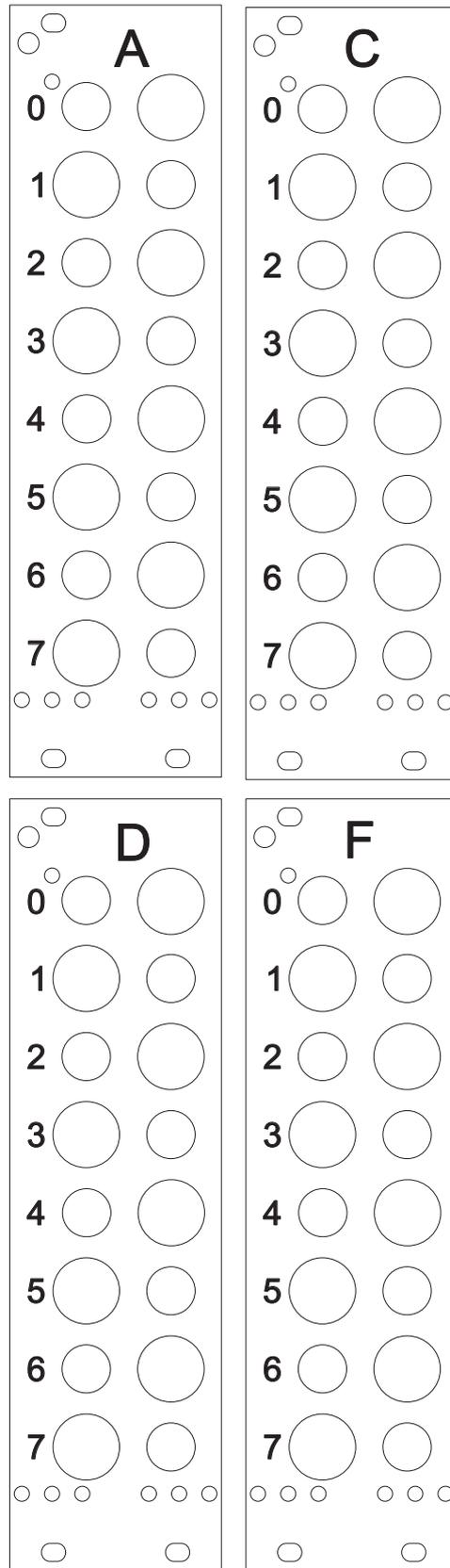
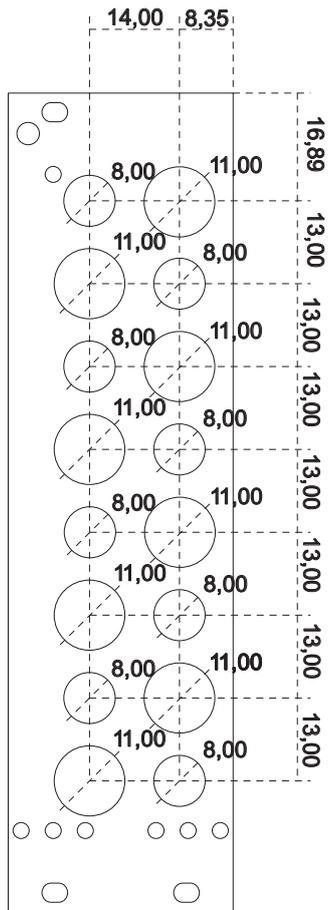


Abbildung 3: Rackblende; Digitale/Analoge Ports

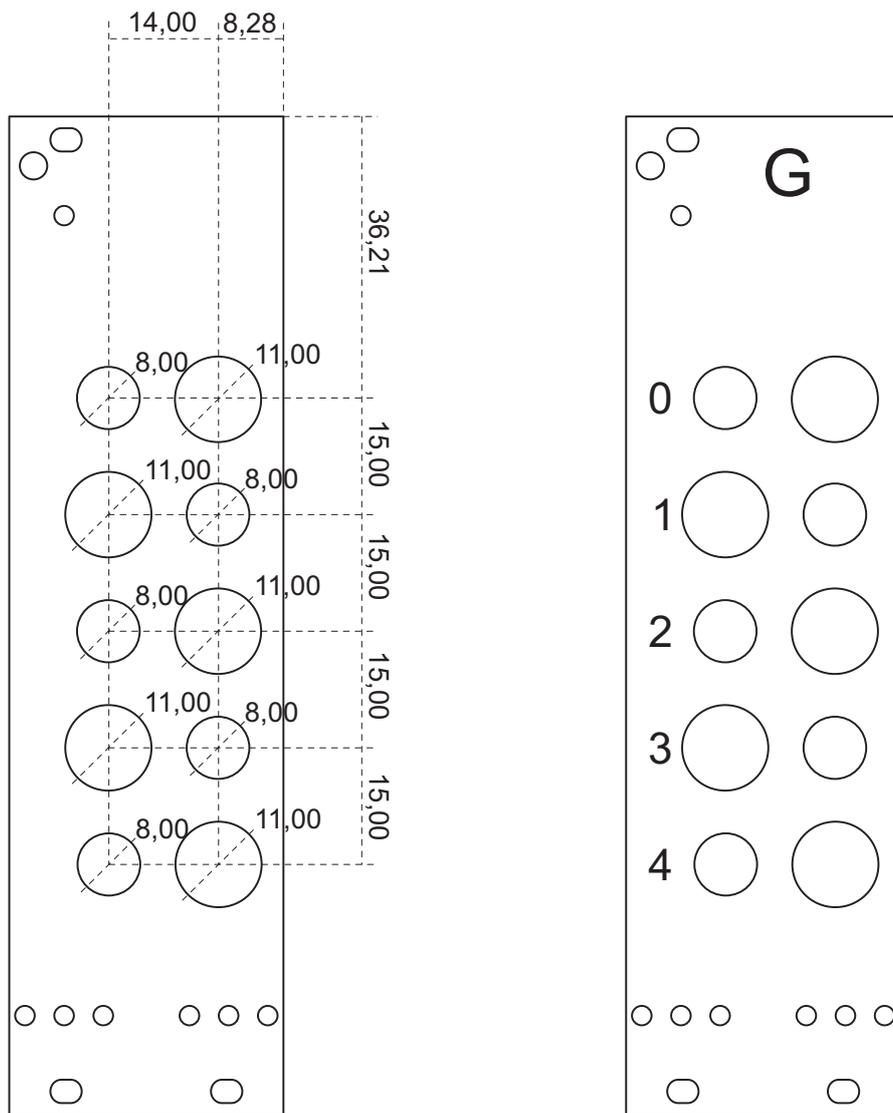


Abbildung 4: Rackblende; Digitale Ports

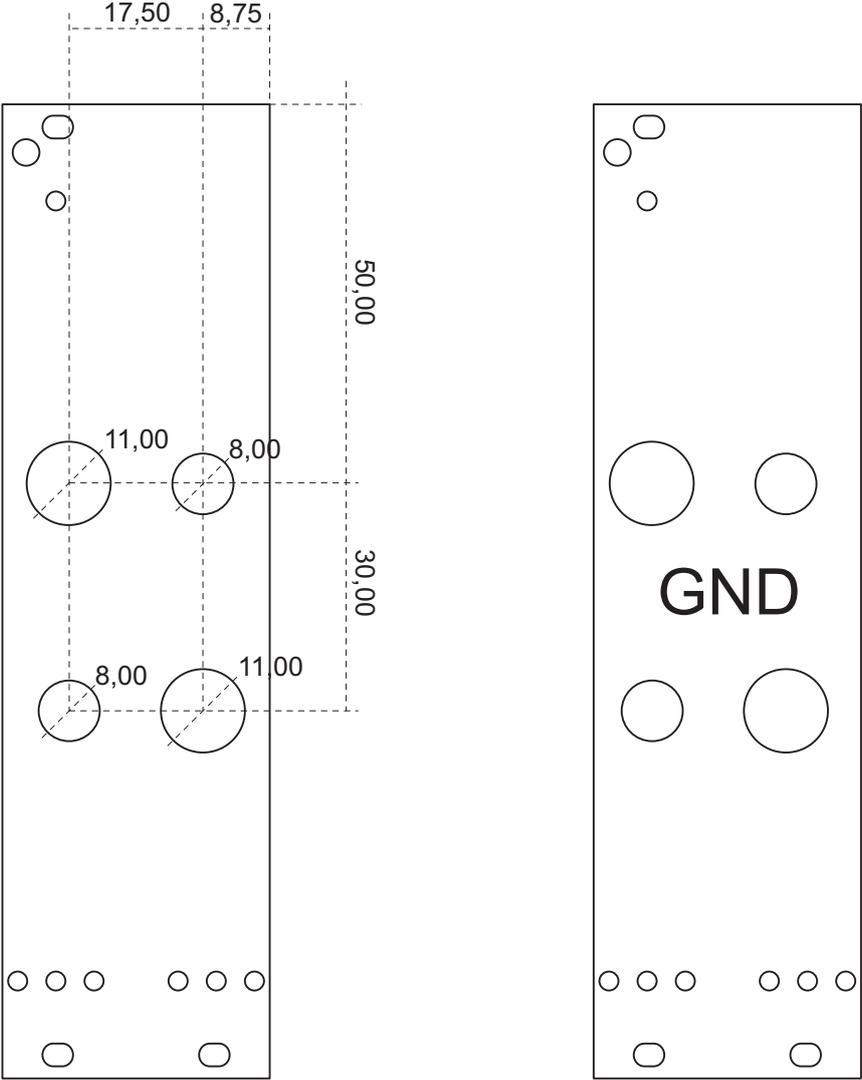


Abbildung 5: Rackblende; Grund/Masse Ports

Detection of changes in grip forces on a sliding object

Provided for non-commercial research and education use.
Not for reproduction, distribution or commercial use.



This article was published in an Elsevier journal. The attached copy is furnished to the author for non-commercial research and education use, including for instruction at the author's institution, sharing with colleagues and providing to institution administration.

Other uses, including reproduction and distribution, or selling or licensing copies, or posting to personal, institutional or third party websites are prohibited.

In most cases authors are permitted to post their version of the article (e.g. in Word or Tex form) to their personal website or institutional repository. Authors requiring further information regarding Elsevier's archiving and manuscript policies are encouraged to visit:

<http://www.elsevier.com/copyright>



ELSEVIER

Journal of Neuroscience Methods 166 (2007) 250–258

**JOURNAL OF
NEUROSCIENCE
METHODS**

www.elsevier.com/locate/jneumeth

Detection of changes in grip forces on a sliding object

Dieter F. Kutz^{a,*}, Alexander Wölfel^a, Dagmar Timmann^b, Florian P. Kolb^a

^a *Department of Physiological Genomics, Institute of Physiology, University of Munich, Pettenkoferstr. 12, 80336 Munich, Germany*

^b *Department of Neurology, University of Duisburg-Essen, Hufelandstr. 55, 45138 Essen, Germany*

Received 25 May 2007; received in revised form 11 July 2007; accepted 19 July 2007

Abstract

Holding a slipping object in hand requires adjustment of grip forces. The aim of the study was to develop a method for measuring the temporal and spatial distribution of grip forces during the holding of a slipping object in the hand. A special grip rod with a measuring film containing 200 resistor-based pressure sensors equally distributed over 50 cm² was developed, providing a system that has a spatial resolution of 5 mm, a temporal resolution of 1/150 Hz and a force resolution 0.05 N. A force-change-detection algorithm was constructed to detect and separate pressure and position of individual fingers. The algorithm is a modification of a classical Gaussian random field theory algorithm for detecting significant data [Rogerson PA. Change detection thresholds for remotely sensed images. *J Geog Syst* 2002;4:85–97]. The modification takes the signal strength into account to reduce false positive detection in low grip force situations. The grip force measuring system and the force-change-detection algorithm allow measurement of the forces exerted by any number of fingers simultaneously without any constraints on finger position and are suitable for basic and clinical research in human and animal physiology as well as for psychophysics studies.

© 2007 Elsevier B.V. All rights reserved.

Keywords: Prehension; Dexterity; Change detection; Spatiotemporal profiles; Gaussian random field theory; Multi-digit grip; Disability evaluation; Hand strength

1. Introduction

Precision grip control is focused mainly on bi-digit grips involving typically the thumb and index finger. In contrast, grasp-task activities in daily life are performed with multi-digital grips involving the thumb and any number of fingers. Most common are tri-digital grips using the thumb, index, and middle fingers. Tri-digital prehension includes holding a small object like a ball or food, writing with a pencil, or unscrewing the cap of a flask (Kapandji, 1995). Although multi-digit grips provide more flexibility for manipulation, they require a higher degree of control by the central nervous system. The central nervous system must deal with the additional degrees of freedom that arise from the fact that grasp stability can be achieved with many combinations of grip forces.

A number of studies have addressed grip forces in precision grip tasks in which the thumb was opposed to two or more fingers (Burstedt et al., 1999; Chau et al., 2006; Flanagan and Tresilian, 1994; Flanagan et al., 1999; Kinoshita et al., 1995,

1996a,b; Latash et al., 2002; Pylatiuk et al., 2006; Scholz et al., 2002; Zatsiorsky and Latash, 2004). The earlier studies used grip objects endowed with up to two force transducers and the fingers were changed systematically to grip the object. Recently, techniques have been established to measure grip parameters for three or more fingers simultaneously (Chau et al., 2006; Flanagan and Tresilian, 1994; Flanagan et al., 1999; Pylatiuk et al., 2006; Zatsiorsky and Latash, 2004).

The aim of this study was to develop a new grip force measurement system for studies on the temporal and spatial development of multi-digit grips under different load conditions. A force-change-detection algorithm is presented, which allows individual finger forces exerted on an object over time to be analyzed reliably. The algorithm takes into account the signal strength to determine significant data.

2. Materials and methods

2.1. Grip rod

The grip rod is composed of a cylindrical metal bar (20 mm diameter), a linear motor (type: STA2505, Copley Controls, Canton, MA, USA) moving the grip rod up to 100 mm hori-

* Corresponding author. Tel.: +49 89 2180 75230; fax: +49 89 2180 75216.
E-mail address: kutz@lmu.de (D.F. Kutz).

zontally, a linear potentiometer to measure the position (type: REM 13–200-K, Megatron Elektronik, Putzbrunn, Germany), and a force transducer to measure the force exerted along the rod (type: U9B, Hottinger Baldwin Messtechnik, Darmstadt, Germany). The maximal force applied by the motor along the rod in the pull or push direction is hardware-limited to 25 N. The motor is controlled by custom-written software using LabVIEW (7, National Instruments, Austin, TX, USA). Moving the grip rod requires a force of 0.6 N (static friction of the grip rod) and to maintain the movement a force of 0.3 N (dynamic friction of the grip rod). The reaction time of the motor for producing a 6 N square pulse is 15 ms.

2.2. Force-measuring film

A measuring film for force measurements (type: 3000/HOT, Tekscan, MA, USA) was used. This contains resistor-based pressure sensors in a rectangular order with a distance of 5.08 mm in each direction. The force range of each sensor is from 89 mN to 13.3 N with a resolution of 52 mN. The film was cut to cover at least 50 cm² of the rod surface and attached on one side of the grip rod with double-sided adhesive tape. The measuring film was bent from above around the rod so that the edges in axial direction were situated on top (see Fig. 1A). The measuring film contained at least 195 sensors, 13 columns along the rod axis covering at least 75 mm of the grip rod length and 15 rows orthogonal to them covering 65 mm of the circumference. This assures that force measurements can be made also with extended fingers. Bending the measurement film around the rod elicits inhomogeneous noise with forces up to 0.3 N at single sensors (see Fig. 1B). In the data image of Fig. 1B the two edges in axial orientation are indicated as the dashed and the dotted lines, respectively. The grip rod end is indicated as solid line at the lower edge of the image and the upper edge of used sensor area is indicated by the solid line at the upper border of the image. The force values were measured synchronously and stored as an image frame using F-Scan software (v. 5.24, Tekscan) on a desktop computer. The data were sampled at a frequency of 150 frames/s.

2.3. Detection of grip forces

The detection of significant grip forces is based on Rogerson's algorithm for change detection in remotely sensed images (Rogerson, 2002). Rogerson adapted the work of Worsley on the theory of the Gaussian random fields (Worsley et al., 1992) for the use in two-dimensional images. The main idea is to transform the sensed image from a $N(\mu, \sigma)$ -distribution in a $N(0,1)$ -distribution and to select data which fulfill the statistical criteria. The algorithm is divided into four steps:

- (i) $N(\mu, \sigma) \rightarrow N(0, \sigma)$. For each pixel in a data frame $F_i(x, y)$ the mean noise of the pixel $\overline{\text{Noise}(x, y)}$ is subtracted. Mean noise was measured separately over at least 300 frames (see Fig. 1B).

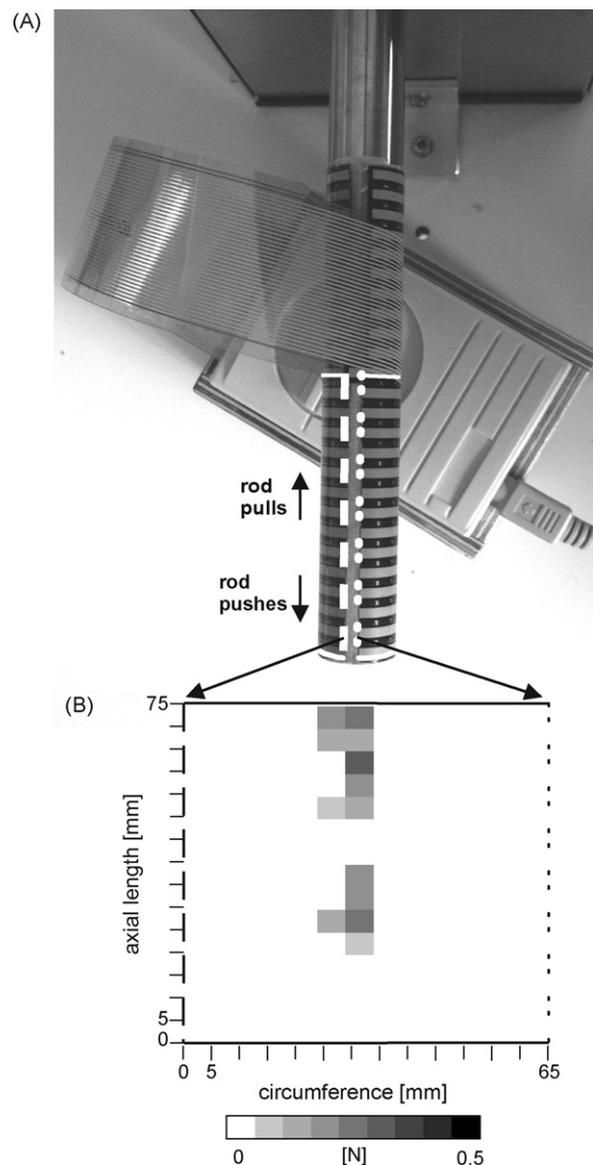


Fig. 1. Grip rod and attached force-measuring film. (A) Image of the grip rod and attached force-measuring film seen from above. The measuring film is bent from above around the rod so that the axial edges are situated on top. The right and left edges are indicated by the dashed and dotted white lines, respectively. The area of interest of the measuring film is indicated by the solid white lines. The columns of sensors are parallel to the long axis of the rod, the rows orthogonal. The arrows labeled as “rod pulls” and “rod pushes” indicate the direction of rod movement when the rod is pulled out of the hand or pushed into the hand, respectively. (B) Frame of mean noise. The area of interest of the measuring film is displayed “unrolled” and spread out as a data frame. The two axial edges shown in (A) are recognized by the dashed and dotted lines, respectively. Each tick-mark of the coordinate system indicates 5 mm. The area of interest covers an area of 75 mm axially and 65 mm circumferentially. The force data are gray-scaled with 0 N = white, 0.5 N = black, and 1/16 N increments for each gray-scale rise.

$$R_i(x, y) = F_i(x, y) - \overline{\text{Noise}(x, y)} \quad \text{with}$$

$$R_i(x, y) = \text{residual of pixel } x, y \text{ of frame } i, \quad (1)$$

F_i is the raw data of pixel (x, y) of frame i and $\overline{\text{Noise}(x, y)}$ is the mean noise of pixel (x, y) .

- (ii) $N(0, \sigma) \rightarrow N(0, 1)$. Each pixel of a residual $R_i(x, y)$ is normalized by the standard deviation for all pixels of this frame $S.D.(R_i)$.

$$nR_i(x, y) = \frac{R_i(x, y)}{S.D.(R_i)} \quad (2)$$

- (iii) *Smooth each frame with a Gaussian kernel.* Smoothing each frame with a Gaussian kernel improves the signal to noise ratio. The smoothed values represent local statistics that have the purpose of detecting subregions of local spatial association. The parameter σ (in pixel) is chosen to match the scale at which spatial association exists (Eqs. (3) and (4) from Rogerson, 2002). The Gaussian kernel z_i is defined here as:

$$z_i = \frac{\sum k(x, y)}{\sqrt{\sum (k(x, y))^2}} \quad (3)$$

where

$$k(x, y) = \frac{1}{\sqrt{\pi}\sigma} e^{-d(x, y)^2/2\sigma^2} \quad (4)$$

with $\sigma = 0.5$ pixel and $d(x, y)$ = distance between pixel x and y .

- (iv) *Significant pixel detection.* The last step is to detect the significance of a pixel in a frame, whereby the number of tests depends on the total number of pixels and the value of σ^2 of the Gaussian kernel (Eq. (4)). The larger the value of σ^2 , the greater the spatial correlation between local tests. Rogerson gives an approximation (Eq. (5)) that allows direct calculation of the observed maximum local statistic (Rogerson, 2001, 2002):

$$M^* \approx \sqrt{-\sqrt{\pi} \ln \left(\frac{4\alpha(1 + 0.81\sigma^2)}{A} \right)} \quad (5)$$

by using $\alpha = 0.05$, $\sigma = 0.5$, $A = 13 \times 15$ pixel = 195 results in $M^* = 3.446$. Any pixel in the smoothed normalized residual frame exceeding M^* is significant at the 5% level of first error.

2.4. Semi-automatic correlation of single-finger forces between frames

Once significant data are detected, position and force values must be assigned to individual fingers. This is done semi-automatically. It is assumed that the fingers are not crossed, that changes in finger position between frames are small, and that changes in finger position are continuous. The user assigns manually significant data to the three fingers in at least one frame. From this starting position on the algorithm assigns the data to the fingers automatically up to the start/end of the complete sequence or next starting position given by the user. The algorithm correlates pairwise the assigned position between neighbored frames. This process is divided into three steps (Fig. 3):

- (i) Using the Flood fill algorithm, recognized coherent areas are marked (see http://en.wikipedia.org/wiki/Flood_fill). In this way significant pixels situated horizontally or vertically adjacent are combined. The weighted center of force is calculated for each marked area.
- (ii) Center of areas lying inside a given distance (intraframe distance: 1.645 pixel) are considered to be of the same origin and are combined. In this way combined areas make contact at the corner only.
- (iii) Subsequently, the final weighted centers are compared and combined with the centers of the previous frame. The maximum distance between centers of the same finger is here 0.8 pixel (interframe distance). If no center is found inside the interframe distance, the position of the fingers must be predicted. Considering that the movement of the fingers along the rod is proportional to the movement of the rod itself, finger position can be predicted by correlation of previous finger position with rod movement. Thus, the position of fingers can be estimated in frames with low grip forces also.

The force detection algorithm as well as the position correlation algorithm were written in the Yorick interpreter language (v. 1.6.0.2, University of California; Oakland, CA, USA).

2.5. Two-force-step paradigm

The grip rod, force measuring film system, and the detection algorithm were tested with a two-force-step paradigm. Each trial started with a 2 s base line measurement without any load force. The first force-step of 6 N is applied for 1 s, this pulls the rod out of the hand (pull-step). The pull-step is followed by an intra-stimulus break of 1 s without load and a second 6 N step for 1 s pushing the rod back into the hand (push-step). Release reactions to the push-step are measured in the following 1 s period of no load.

3. Results

The aim of the study was to develop a new system for grip force measurement and the detection of spatiotemporal profiles of grip forces. The detection of grip forces is based on an change detection algorithm (Rogerson, 2001, 2002) which has been modified to detect reliably low signal-to-noise ratio forces. The grip rod is shown in Fig. 1A. The system is suitable for studying grip forces of healthy subjects as well as of patients with impaired dexterity.

3.1. Detection of grip forces

Grip forces are detected separately in each frame, independent of the load forces applied to the grip rod. The left column of Fig. 2(A–C) shows how the detection algorithm functions in a situation with high grip forces (Fig. 2G). Raw data are shown in Fig. 2A and residuals after subtractions of the noise (see Section 2) are shown in Fig. 2B. Each frame of residuals was divided by its standard deviation and then smoothed by a Gaussian ker-

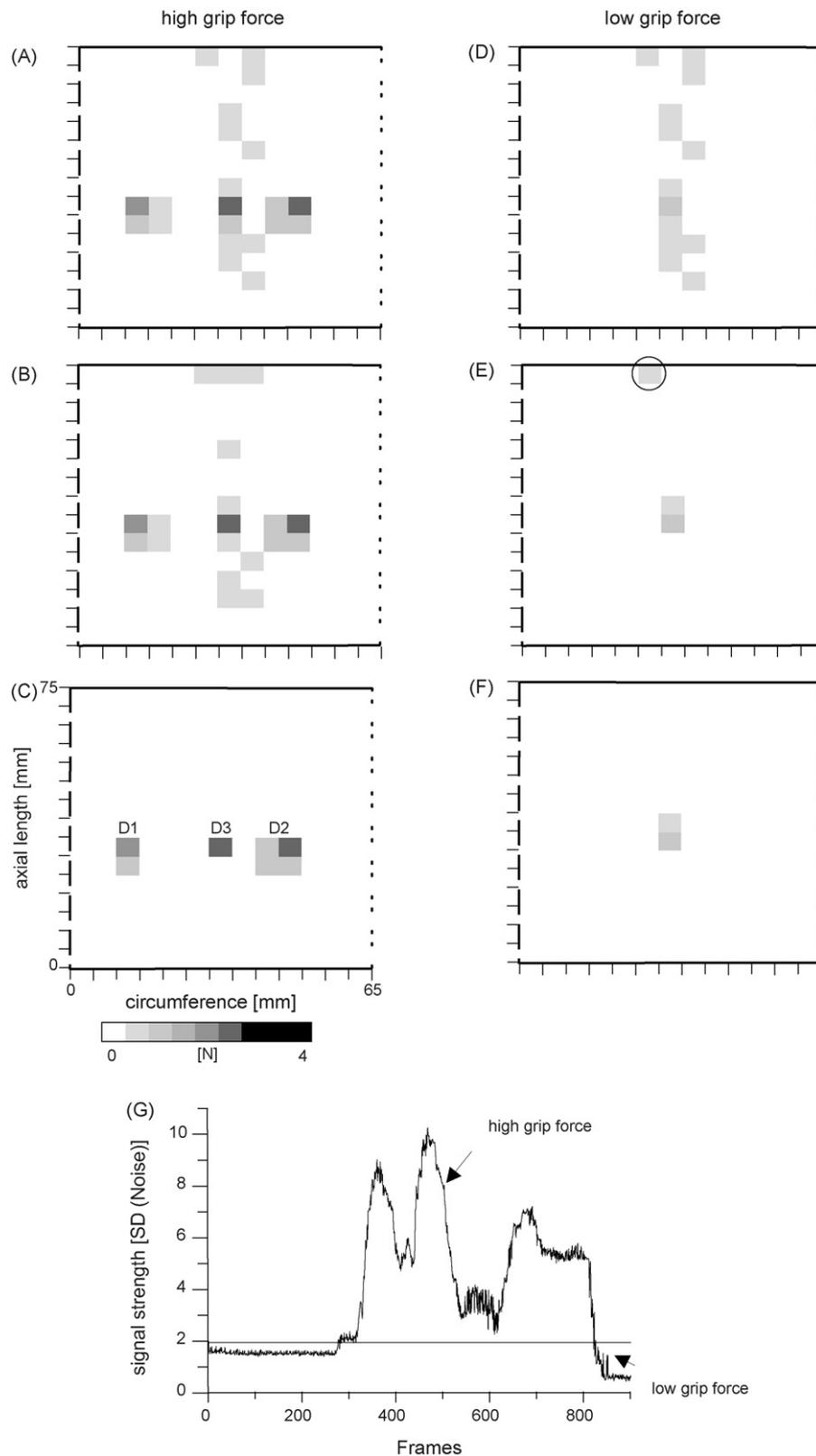


Fig. 2. Change detection algorithm. Description of the change detection algorithm in a high-grip-force situation (A–C) and in a low-grip-force situation (D–F); subject 1, right hand. For the coordinate system see Fig. 1(B). The force data are gray-scaled with 0 N = white, 4 N = black, and 1/2 N increments for each gray-scale rise. (A) Raw data with high grip force; (B) residuals of (A); (C) significant detected pixels of (A), D1: thumb; D2: index finger; D3: middle finger; (D) raw data with low grip force; (E) pixels of (D) detected as significant following Rogerson (2002); a false positive pixel is indicated by a circle; (F) pixels of (D) detected as significant according to the method modified as described in the text; (G) signal strength of frames recorded during the two-force-step paradigm (see Section 2). The signal strength is measured in standard deviations of the mean noise. The solid horizontal line at 1.96 signal strength indicates the level at which the modified method instead of Rogerson’s method is used. The arrows marked “high grip force” and “low grip force” indicate the two frames shown in figures (A) and (D), respectively.

nel with $\sigma = 0.5$ pixel (see Section 2). Each pixel in a frame fulfilling the maximum local statistic M^* (here: 3.446) must be considered as a significant data pixel (Fig. 2C). The algorithm identifies three separate positions with force values of 2–3 N. The positions can be assigned to the thumb (D1), index finger (D2) and middle finger (D3) of the right hand.

In contrast, in the low-force-situation (Fig. 2G, D–F), significant data cannot be detected reliably for each finger. In addition pixels are indicated as significant which cannot be a true finger force value. Fig. 2D shows the raw values and Fig. 2E the result of the detection algorithm. The detected pixels lie in the middle of the frame (gray pixels), with one pixel at the upper border of the frame (pale-gray, near the upper edge). The pixels in the middle of the force image can be considered a true position (35 mm from the rod end). In contrast, the other pixel indicates a finger position 75 mm from the end of the grip rod. This position is beyond the reach of an extended finger and is thus meaningless and must be considered as a false positive detected pixel.

To reduce the number of false positives, Rogerson's method was modified to take into account the signal strength of each frame and the system noise level. The signal strength was measured as the standard deviation of the residuals/standard deviation of noise (Fig. 2G). In the high-grip-force situation the signal strength is 8.5, whereas in the low-grip-force situation it is 1.5 (Fig. 2G). In the first case, it is possible to detect three finger positions separately, whilst the second case results in false positive pixels. Therefore, the detection of significant values depends on the signal strength and in situations with low signal strength it is necessary to improve the detection method. This was achieved by spreading the signal distribution to suppress non-significant values and support significant ones. The criterion for selecting a different algorithm is given by the system itself. From the mean system noise level the upper 95% confidence value (95% c.v.) is calculated (Fig. 2G, line at 1.96 signal strength). In residual frames with high signal strength (above 95% c.v.) data are treated as described in Section 2. In contrast, in residual frames with a signal strength below the 95% c.v., data are normalized by the 95% c.v. and then further handled as described in Section 2. Using this method, low values in a frame (near the mean system noise level) are suppressed and stronger values in a frame (near or above the 95% c.v.) are enhanced. Fig. 2F shows the result of the modified method for the same data as in Fig. 2E. Only significant and meaningful data are detected.

The algorithm of Rogerson described in Section 2 has to be changed in the second step (compare Eq. (2) with Eq. (6)).

$$(ii) N(0, \sigma) \rightarrow N(0, 1)$$

If the signal strength of a residual frame is greater than the 95% confidence value of mean system noise level, the frame is then normalized by standard deviation over all pixels, otherwise it is normalized by the 95% confidence value:

$$nR_i(x, y) = \begin{cases} \frac{R_i(x, y)}{S.D.(R_i)} & \text{if } S.D.(R_i) > 95\% \text{ c.v.} \\ \frac{R_i(x, y)}{95\% \text{ c.v.}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

3.2. Correlation of finger forces between frames

Once significant data are detected in the frames, the values must be assigned to the three fingers exerting the forces. First, independent of the load forces applied to the grip rod, adjacent pixels are grouped together by means of the Flood fill algorithm in each frame. This algorithm recognizes pixels, which are adjacent horizontally or vertically. Examples are shown in Fig. 3A. The two light-gray shaded pixels are adjacent and horizontally oriented in frame n and vertically oriented in frame $n + 1$. The three dark-gray pixels in the middle of frames n and $n + 1$ are adjacent in horizontal and vertical orientation. In both cases the pixels are combined to areas. Pixels in contact at the corner are recognized only by a distance measurement (intraframe distance: 1.645 pixel). An example shown is in the right part of frames n and $n + 1$ (Fig. 3A). The pairs of neighboring black pixels make contact at the corner only and are combined by the distance criteria (indicated by the circle in frame n of Fig. 3A). On the condition that position changes between frames are small, correlated areas in subsequent frames can be identified by a distance criterium (interframe distance: 0.8 pixel). This is shown in the left part of Fig. 3A by the light-gray areas. For each area in a frame the weighted center is calculated. The centers of the light-gray areas in Fig. 3A are shown by a cross as an example. Changing the orientation from horizontally oriented pixels in frame n to vertically oriented pixels in frame $n + 1$ the center moves a half-pixel down and a half-pixel to the right. The distance between the centers is 0.7 pixel, thus being inside the distance criterium. Hence, the two areas in the neighboring frames are combined.

When significant areas are combined in each frame and coherent areas are correlated between frames, areas can be assigned to the three fingers and the grip force distribution can be determined. Fig. 3B exemplifies the result of this procedure. The three frames (2.0 s, 2.8 s and 3.3 s) show the grip-force distribution during the pull-step of the two-force-step paradigm used to test the system (see Section 2). The upper frame (Fig. 3B, 2.0 s) shows the situation at the end of the base line measurement immediately before the pull-step, the middle frame (Fig. 3B, 2.8 s) an intermediate situation, and the lower frame (Fig. 3B, 3.3 s) shows the situation after the end of the pull-step when maximal grip force is developed (same frame as the high-grip-force situation in Fig. 2G). The positions of the fingers of the right hand on the grip rod are demonstrated in the picture in the upper left corner of Fig. 3B. The thumb and the index finger are near to the right and left edges of the measurement film, respectively. These positions result in areas near the dashed and dotted lines of the frames, respectively (Fig. 3B, D1 and D2; see also Fig. 1A and B for conventions of the coordinate system). The middle finger, indicated by a white ellipse, results in a middle area of each frame (Fig. 3B, D3). During the pull-step the grip rod will be pulled out of the hand (Fig. 3B, white-headed arrow) and the fingers will move in the opposite direction towards the lower end of the grip rod. The outcome of this is a downward movement of the middle area from position 50 mm axial length in frame 2.0 s over position 37.5 mm in frame 2.8 s to 32.5 mm in frame 3.3 s (Fig. 3B, D3). In the same time grip

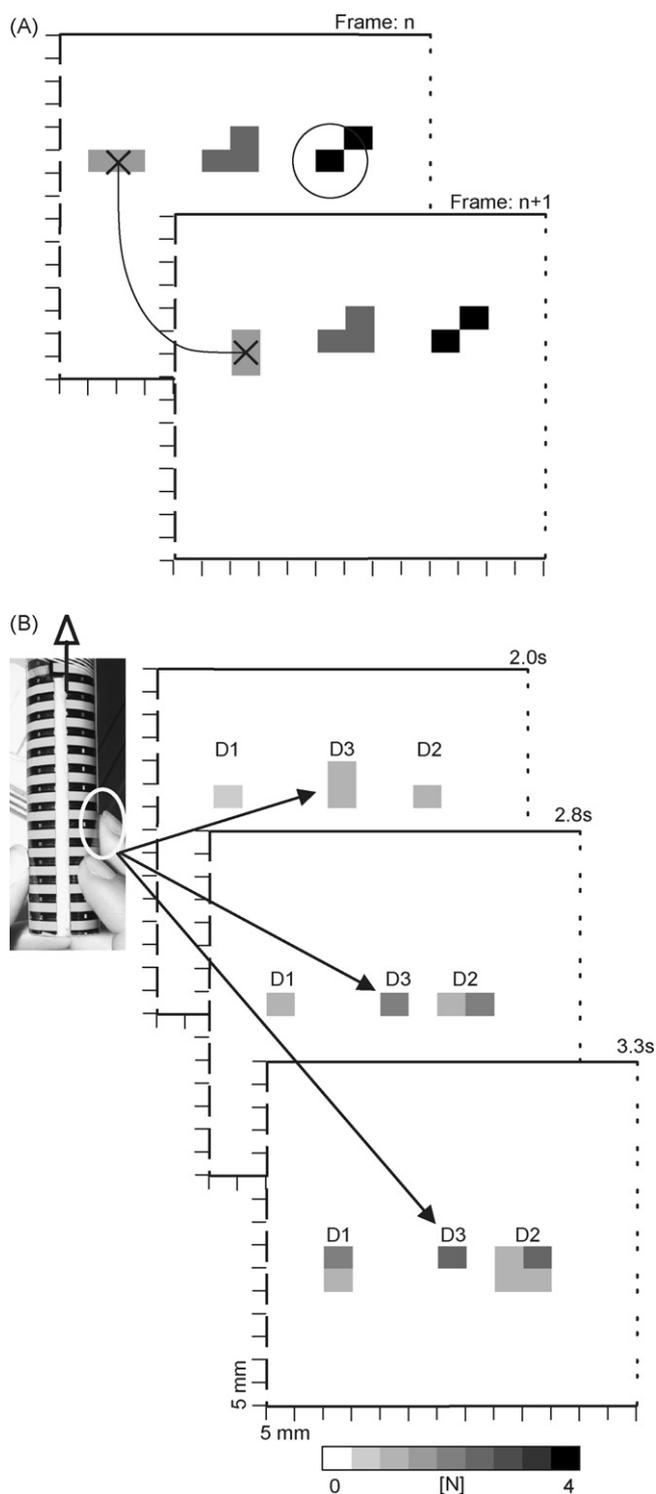


Fig. 3. Correlation algorithm of finger forces. (A) Frames n and $n+1$ are two subsequent frames. The light- and dark-gray areas demonstrate the outcome of the Flood fill algorithm to recognize coherent pixels in horizontal and vertical direction. The black pixels demonstrate the recognition of coherent pixels touching at the corners by the intraframe distance criterium indicated by a circle in frame n . X denotes the weighted centers of the light-gray areas. Due to the fact that the distance of these two centers is below the maximal interframe distance, the two areas are combined across frames. For the coordinate system see Fig. 1(B). (B) Demonstration of the correlation algorithm on real data (subject 1, right hand, same data as in Fig. 2). Shown are three frames (2.0 s, 2.8 s and 3.3 s) recorded during the pull-step of the two-force-step paradigm. The positions of the

force increases from 0.9 to 1.9 to 2.7 N in the three frames, respectively.

Fig. 4 shows the results of the method for a second subject with precision grips of 2-, 3-, 4- or 5-fingers (Fig. 4A–D). The “low grip force” frames show the grip forces without a pull- or a push-step applied to the rod and “high grip force” frames show grip forces during the pull-step. Note the differences of forces and positions of single fingers comparing the low grip force and high grip force situation as well as the change in the relation of the thumb position to the other finger positions (Fig. 4A–D). Fig. 4E and F show the grip forces and finger positions of a cerebellar patient with upper limb ataxia during the two-force-step paradigm. Fig. 4E shows the situation at the start of a trial. The patient is able to grip the rod with the tips of thumb, index, and middle finger (prismatic precision grip (Zatsiorsky and Latash, 2004), see inset in Fig. 4E). During the pull-step (Fig. 4F), however, the contact of the tip of the middle finger on the rod is lost by the patient. He tends to hold the rod with the lateral side of the finger from below (inset in Fig. 4F, the middle finger cannot be seen because it is below the rod). Hence, there is a completely different representation of the grip forces with a prolonged area for the middle finger (Fig. 4F). Nevertheless, our method is able to identify the grip forces and the position pattern of the three fingers correctly. Based on these results spatiotemporal profiles for each finger as well as for total grip force can be calculated and the development of individual finger forces can be studied.

3.3. Spatiotemporal profiles of grip forces

The grip rod system and the detection algorithm were tested with a two-force-step paradigm (see Section 2). For each trial the spatiotemporal profile of grip forces was determined and the mean profile of 20 repetitions calculated (subject 1). Fig. 5 shows the spatiotemporal profiles of the three fingers (thumb, index finger, middle finger) as well as the total grip force. The grip rod was held with a basic force of 2 N (Fig. 5, total grip force). With the first load force step (pull-step) the total grip force rose rapidly above 11 N. After the end of the pull-step grip force decreased to 4 N and increased smoothly after the push-step to 10 N. After the end of the load step, grip forces decline to the base value.

The individual finger profiles show (Fig. 5, thumb, index finger, middle finger) that the total grip force profile is mainly due to the forces of the thumb and the middle finger, whereas the index finger provides a moderate modulation of grip force only. Thumb and middle finger exerted a basic grip force of around 1 N, which increased up to 4 and 6 N, respectively, during the pull-step. Differences between these two digits can be recognized during the push-step. The grip force of the thumb increased more rapidly

fingers on the rod are shown in the inset (upper left). The white-headed arrow indicates the movement of the rod. Once the areas in a frame are assigned to specific fingers, the algorithm recognizes them automatically in subsequent frames. Note the change in grip force and position of the three fingers. For more details see Fig. 2.

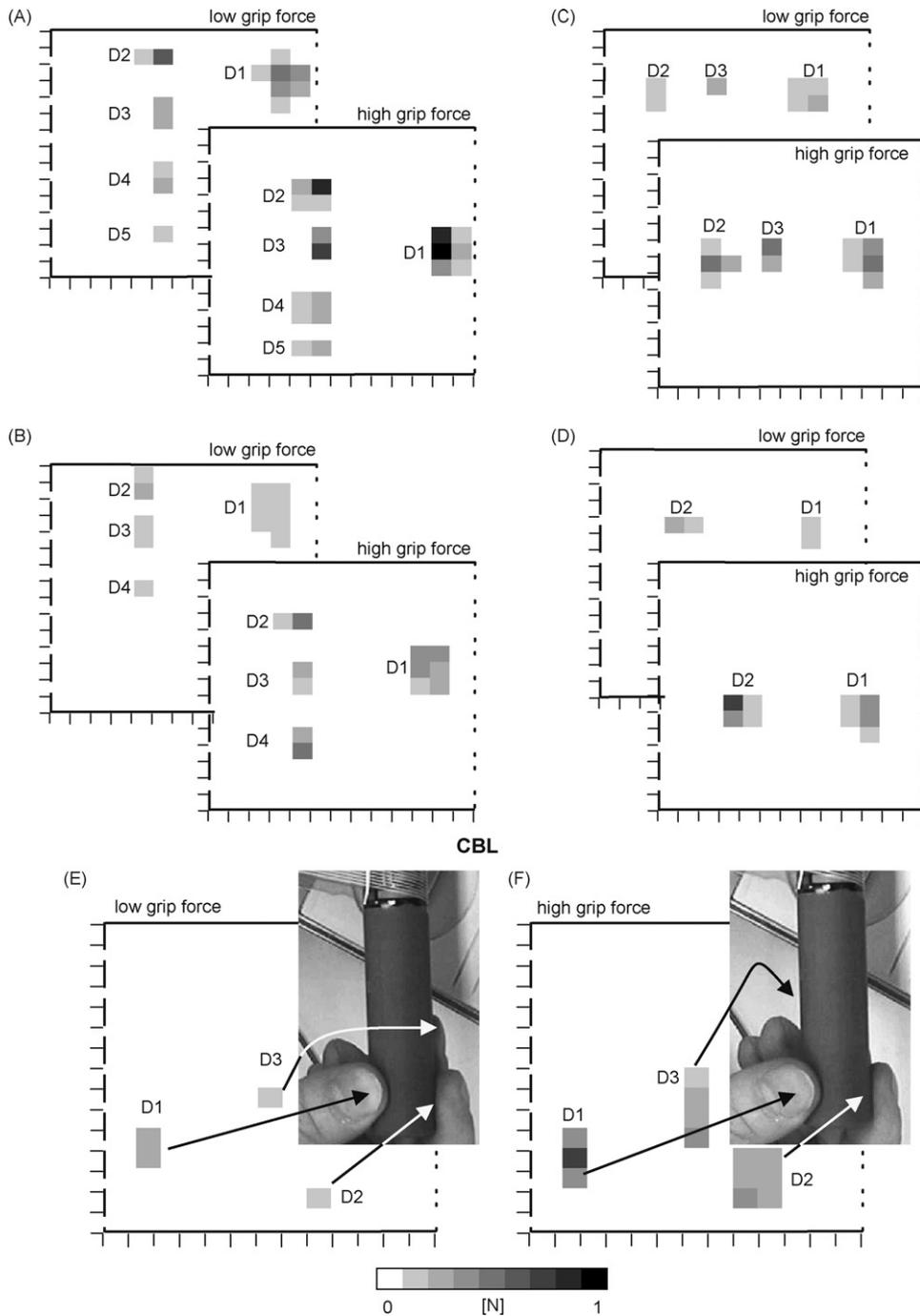


Fig. 4. Correlation of multi-finger grips in a healthy subject and a cerebellar patient (CBL). (A–D) Detected grip forces of a healthy subject (subject 2, left hand) holding the rod with (A) five, (B) four, (C) three, and (D) two fingers in a low-grip-force and a high-grip-force situation. D4: ring finger; D5: little finger. Note the change in grip force and position of the fingers as well as the change in the relation of thumb position to the other finger positions. (E) Grip forces of a cerebellar patient (CBL) with upper limb ataxia in a low-grip-force situation and (F) in a high-grip-force situation (right hand). The positions of the fingers on the rod are shown in the insets (upper right and upper left, respectively). Note the change in position between the two situations. The patient holds during the low-grip-force situation the rod with the finger tips, exerting point-shaped grip forces like a healthy subject (see C). Due to the upper limb ataxia the patient is unable to maintain the same position pattern in the high-grip-force situation as during the low-grip-force situation. As a matter of fact the middle finger (D3) rotates under the rod (see inset in F) and the patient tries to exert pressure on the rod with the lateral side of the middle finger. This causes an elongated force profile. The force data are gray-scaled with 0 N = white, 1 N = black, and 1/8 N increments for each gray-scale rise. For more details see Fig. 2.

than that of the middle finger. This results in a delayed change in position of the thumb with respect to the middle finger. In contrast to thumb and the middle finger, the index finger showed a general increase of grip force during the first step from 0 to 2 N.

The grip force decreased moderately during the inter-stimulus interval and increased again to 2 N during the second load step. Taken together, the index finger hardly contributed to the total grip force profile.

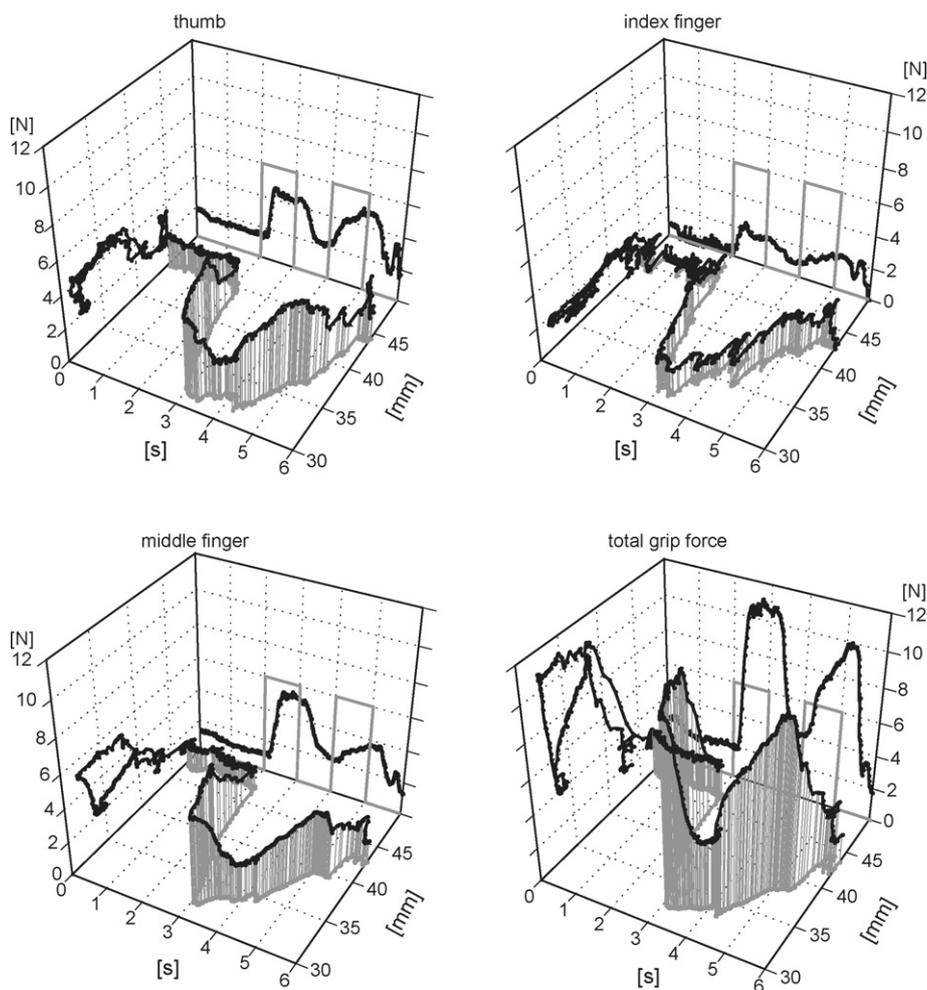


Fig. 5. Spatiotemporal profiles of thumb, index finger, middle finger, and total grip force (subject 1, right hand). The profiles are mean data from one subject performing 20 repetitions of the two-force-step paradigm. Each panel shows the grip force (z -axis) over time (x -axis) and position (y -axis). As fingers move along the longitudinal axis of the grip rod and no change in direction orthogonal to the longitudinal axis occur, finger position is determined as position along the rod only. In addition the projection of the force over time (x - z plane) and force over position (y - z plane) are shown. The timing of the load steps (pull-step, push-step) is shown as gray line in the x - z planes.

4. Discussion

A new grip-force system has been developed for the measurement of multi-digit grip force coordination. The system comprises a metal rod with an attached force-measuring film. The rod can be moved horizontally and load forces up to 25 N can be applied. The force-measuring film measures the grip force onto the rod orthogonal to the load force. It has a range from ~ 0.1 N to 13 N with a resolution of 0.05 N and a spatial resolution of 5 mm in each direction. A new algorithm was constructed for detection of significant grip force data based on Rogerson's algorithm of change detection in images (Rogerson, 2002). The modification of the algorithm takes the signal strength into account and allows the detection of grip forces under low-load conditions.

Fig. 5 shows the potential of the new system. The segregation of total grip force into the single forces of fingers should lead to deeper insights into the control mechanisms of prehension in multi-digit tasks. The spatiotemporal profiles show substantial differences between the three fingers, indicating independent

control of each finger grip force. Of note is with our detection algorithm, no constraints with respect to finger position are necessary (see Fig. 4E–F). This allows a study of multi-digit movements in a more natural way.

Although number of studies addressed grip forces in precision grip tasks in which the thumb was opposed to two or more fingers (Burstedt et al., 1999; Chau et al., 2006; Flanagan and Tresilian, 1994; Flanagan et al., 1999; Kinoshita et al., 1995; Kinoshita et al., 1996a,b; Pylatiuk et al., 2006), only a few were technically equipped to measure grip parameters for three or more fingers simultaneously (Chau et al., 2006; Flanagan and Tresilian, 1994; Flanagan et al., 1999; Pylatiuk et al., 2006).

Flanagan and colleagues used an apparatus with three force/torque transducers in a fixed spatial arrangement similar to the position of thumb, index and middle finger. Forces were sampled at 400 Hz with a resolution of 0.05 N with a spatial resolution of 5 mm. Each finger had to be placed on a contact plate of 7 cm^2 , giving a total contact area of $\sim 20\text{ cm}^2$ (Flanagan et al., 1999). This system has characteristics similar to ours, but at a higher sample frequency. A disadvantage of this system is the

fixed finger position and the reduced contact area. In contrast, our system provides the possibility for interacting with an object as the subject prefers and measures grip forces over an increased contact area (50 cm²). The technique introduced by Flanagan et al. (1999) has been extended by Zatsiorsky et al. (2003, 2006) for five fingers. Forces were sampled at 100–150 Hz with a resolution of 12.5–25 mN and a spatial resolution of 5 mm. Each finger had to be placed precisely on a sensor of 2.3 cm², giving a total contact area of ~11 cm². Digits 2–5 are in a row on one side of the handle, fixed spaced and 2.5 cm apart each, with the thumb on the opposite side (Zatsiorsky et al., 2003, 2006). This system has a higher force resolution, similar spatial resolution, and a reduced sample frequency than that presented in this study. A disadvantage of Zatsiorsky's system, however, is the fixed finger position and the limited contact area. In contrast, our system provides the possibility of force interacting with an object as subjects prefer or are able to do (see Fig. 4E–F) and measures grip forces over an arbitrary contact area.

Chau et al. have described a system for quantifying grip activity during handwriting (Chau et al., 2006). The system is based also on a force-measuring film attached to a writing utensil. The spatial resolution of Chau's system, however, is less than that achieved in our system (13 mm versus 5 mm, respectively), their force resolution (0.1 N) is 50% lower, and Chau's system does not provide the separation of different finger grip forces over time.

Pylatiuk et al. have described a system allowing measurement of the grip forces of the palmar surface of the hand (Pylatiuk et al., 2006). The sensors consisted of a standard conductive polymer pressure sensor attached to a steel plate (64 mm²) and covered with silicon rubber. The sensors are attached directly to the palmar skin with double-sided adhesive tape. The sample frequency is 50 Hz and the measurement error is ~0.4 N (Pylatiuk et al., 2006). The resolution characteristics of this system are lower for all parameters than in our system here. Although their system allows forces over several parts of the hand to be measured, attaching sensors to the skin changes the latter's sensitivity. This system seems to be suited for studies on prehension of force grips but less suited for studies of grip forces of precision grips.

In conclusion, the grip force measuring system presented here has a high spatial resolution (5 mm sensor distance), a reasonable temporal resolution (150 Hz) and a good force resolution (0.05 N). The force-measuring film can be attached to several objects covering up to 170 cm² of contact area. It allows measurement of the forces exerted by any number of fingers simultaneously (Fig. 4A–D) without any constraints on finger position. The second point is important for studying patients with impaired dexterity (Fig. 4E–F). The force-detection algo-

rith introduced in this study allows individual finger forces to be distinguished in space and time and allows detection of finger force also in low signal-to-noise situations. Taken together, it is suited for basic and clinical research in human and animal physiological studies as well as in environmental health or psychophysics studies.

Acknowledgments

The authors would like to thank Dr. J. Davis for critically reading the manuscript. The study was supported by the "Else Kröner-Fresenius-Stiftung" (A12/07) and the Friedrich-Baur-Foundation (0006/2003, 0005/2004, 0004/2005).

References

- Burstedt MK, Flanagan JR, Johansson RS. Control of grasp stability in humans under different frictional conditions during multidigit manipulation. *J Neurophysiol* 1999;82:2393–405.
- Chau T, Ji J, Tam C, Schweltnus H. A novel instrument for quantifying grip activity during handwriting. *Arch Phys Med Rehabil* 2006;87:1542–7.
- Flanagan JR, Tresilian JR. Grip-load force coupling: a general control strategy for transporting objects. *J Exp Psychol/Human Percept Perform* 1994;20:944–57.
- Flanagan JR, Burstedt MK, Johansson RS. Control of fingertip forces in multidigit manipulation. *J Neurophysiol* 1999;81:1706–17.
- Kapandji IA. *The Physiology of Joints*, vol.1: Upper Limb. 5th ed. Edinburgh: Churchill Livingstone; 1995. p. 283.
- Kinoshita H, Kawai S, Ikuta K. Contributions and co-ordination of individual fingers in multiple finger prehension. *Ergonomics* 1995;38:1212–30.
- Kinoshita H, Kawai S, Ikuta K, Teraoka T. Individual finger forces acting on a grasped object during shaking action. *Ergonomics* 1996a;39:243–56.
- Kinoshita H, Murase T, Bandou T. Grip posture and forces during holding cylindrical objects with circular grips. *Ergonomics* 1996b;39:1163–76.
- Latash ML, Scholz JP, Schoner G. Motor control strategies revealed in the structure of motor variability. *Exerc Sport Sci Rev* 2002;30:26–31.
- Pylatiuk C, Kargov A, Schulz S, Döderlein L. Distribution of grip force in three different functional prehension patterns. *J Med Eng Technol* 2006;30:176–82.
- Rogerson PA. A statistical method for the detection of geographic clustering. *Geog Anal* 2001;33:215–27.
- Rogerson PA. Change detection thresholds for remotely sensed images. *J Geog Syst* 2002;4:85–97.
- Scholz JP, Danion F, Latash ML, Schoner G. Understanding finger coordination through analysis of the structure of force variability. *Biol Cybern* 2002;86:29–39.
- Worsley KJ, Evans AC, Marrett S, Neelin P. A three-dimensional statistical analysis for CBF activation studies in human brain. *J Cerebr Blood Flow Met* 1992;12:900–18.
- Zatsiorsky VM, Latash ML. Prehension synergies. *Exercise Sport Sci Rev* 2004;32:75–80.
- Zatsiorsky VM, Gao F, Latash ML. Prehension synergies: effects of object geometry and prescribed torques. *Experimental. Brain Res* 2003;148:77–87.
- Zatsiorsky VM, Gao F, Latash ML. Prehension stability: experiments with expanding and contracting handle. *J Neurophysiol* 2006;95:2513–29.

Literaturverzeichnis

- [1] M.K.O. Burstedt, J.R. Flanagan, and R.S. Johansson. Control of Grasp Stability in Humans Under Different Frictional Conditions During Multidigit Manipulation. *Journal of Neurophysiology*, 82(5):2393–2405, 1999.
- [2] J.R. Flanagan, M.K.O. Burstedt, and R.S. Johansson. Control of Fingertip Forces in Multidigit Manipulation. *Journal of Neurophysiology*, 81(4):1706–1717, 1999.
- [3] JR Flanagan and JR Tresilian. Grip-load force coupling: a general control strategy for transporting objects. *J Exp Psychol Hum Percept Perform*, 20(5):944–57, 1994.
- [4] Georg-Simon-Ohm Berufskolleg in Köln Friedrich Folmann. Papdesigner, 2008.
- [5] W. Hampp. Entwicklung und Bau einer Einheit zur Messung von Griffkräften. Master's thesis, Fachhochschule München; Fachbereich Elektronik, 2005.
- [6] I.A. Kapandji. *The Physiology of the Joints: Annotated Diagrams of the Mechanics of the Human Joints*. Churchill Livingstone, 1987.
- [7] H. Kinoshita, S. Kawai, K. Ikuta, and T. Teraoka. Individual finger forces acting on a grasped object during shaking actions. *Ergonomics*, 39(2):243–256, 1996.
- [8] H. Kinoshita, T. Murase, and T. Bandou. Grip posture and forces during holding cylindrical objects with circular grips. *Ergonomics*, 39(9):1163–1176, 1996.
- [9] H. Kjnoshita, S. Kawai, and K. Ikuta. Contributions and co-ordination of individual fingers in multiple finger prehension. *Ergonomics*, 38(6):1212–1230, 1995.
- [10] R. Klinke, HC Pape, and S. Silbernagl. Lehrbuch der Physiologie; 5. Auflage, 2005.
- [11] D.F. Kutz; A. Wölfel; D. Timmann; F.P. Kolb. Detection of changes in grip forces on a sliding object. *Journal of Neuroscience Methods*, 166(2):250–258, 2007.
- [12] FP Kolb, S. Lachauer, M. Maschke, and D. Timmann. Classically conditioned postural reflex in cerebellar patients. *Experimental Brain Research*, 158(2):163–179, 2004.

- [13] J.P.J. Piel. Biopsychologie. 2006.
- [14] P.A. Rogerson. Change detection thresholds for remotely sensed images. *Journal of Geographical Systems*, 4(1):85–97, 2002.
- [15] J.P. Scholz, F. Danion, M.L. Latash, and G. Schöner. Understanding finger coordination through analysis of the structure of force variability. *Biological Cybernetics*, 86(1):29–39, 2002.
- [16] J.K. Shim, M.L. Latash, and V.M. Zatsiorsky. Prehension Synergies in Three Dimensions. *Journal of Neurophysiology*, 93(2):766–776, 2005.
- [17] V.M. Zatsiorsky and M.L. Latash. Prehension synergies. *Exerc Sport Sci Rev*, 32(2):75–80, 2004.