

Institut für Visualisierung und Interaktive Systeme

Universität Stuttgart
Universitätsstraße 38
D-70569 Stuttgart

Bachelorarbeit Nr. 268

Visuelle Analyse von zeitabhängigen Motion-Capturing- und Eye-Tracking Daten

Rafael Jarosch

Studiengang:	Informatik
Prüfer/in:	Prof. Dr. Daniel Weiskopf
Betreuer/in:	Dipl.-Inf. Christoph Schulz

Beginn am: 5. November 2015

Beendet am: 6. Mai 2016

CR-Nummer: I.3.3, J.3

Kurzfassung

In der heutigen Gesellschaft kommt es aufgrund des medizinischen Fortschritts zu einer immer höheren Lebenserwartung. Mit dem steigenden Alter erhöht sich auch das Sturzrisiko während des Laufens. Die Abteilung der geriatrischen Rehabilitation des Robert-Bosch-Krankenhauses erforschen Sturzmechanismen, um die Sturzhäufigkeit bei älteren Personen zu reduzieren. Im Rahmen dieser Studie wurden Blick- und Gelenk-Transformationen aufgezeichnet. Ziel dieser Arbeit ist es, für die aufgezeichneten Motion-Capturing- und Eye-Tracking-Daten einen visuellen Ansatz zur Analyse der Daten zu implementieren.

Für die visuelle Analyse müssen Zusammenhänge innerhalb der aufgenommenen Daten grafisch dargestellt werden. Bei dem aufgezeichneten Datensatz handelt es sich um multidimensionale Daten, somit eignen sich vor allem multivariate Analysemethoden. Jedoch ist die Aussagekraft dieser grafischen Darstellungen beschränkt, da die Schwingung des zyklischen Laufprozesses wichtige Informationen überdeckt.

Mithilfe des Trend-Saison-Modells kann der Laufzyklus von den aufgezeichneten Daten getrennt und der Datensatz ohne die Schwingung analysiert werden.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	9
1.1	Aufgabenstellung	9
1.2	Zeitplan	10
2	Grundlagen	13
2.1	Medizinische Grundlagen	13
2.1.1	Vestibulookulärer Reflex	13
2.1.2	Parkinson Syndrom	14
2.1.3	Progressive supranukleäre Blickparese	14
2.2	Eye-Tracking	14
2.3	Motion-Capturing	15
2.4	Fourier-Transformation	15
3	Analyse der Versuchsdaten	17
3.1	Versuchsaufbau	17
3.2	Aufgezeichnete Daten	19
3.3	Arbeitsthesen	20
4	Softwareentwurf	21
4.1	Anforderungen	21
4.2	Konzept	22
4.3	Schwingungsdekomposition	25
4.3.1	Lokale Regression	27
4.3.2	Fourier Analyse	29
4.3.3	Periodogramm	29
4.3.4	Spektrogramm	31
4.4	Vergleich von Zeitreihen	31
4.4.1	Scatterplot-Matrix	32
4.4.2	Parallele Koordinaten	32
4.5	Vergleich von Personengruppen	33
5	Implementierung	35
5.1	Entwicklungsumgebung	35
5.2	Überblick	35
5.3	Datensatzvorschau	37

5.4	Frequenzfenster	37
5.4.1	Erstellen der frequenzbereinigten Zeitreihe	38
5.4.2	Manipulieren der Frequenzen	39
6	Ergebnisse und Auswertung	41
6.1	Darstellung des Frequenzraumes	41
6.2	Saison- und Trend-Bereinigung	44
6.3	Analyse von Versuchsgruppen	44
6.4	Bezug zu den Thesen	45
7	Fazit	49
	Literaturverzeichnis	51

Abbildungsverzeichnis

1.1	Zeitplan	10
3.1	Versuchsaufbau	18
3.2	Motion-Capture Markerpositionen	19
4.1	Mockup: Hauptfenster	23
4.2	Mockup: Zeitreihen Auswahl	24
4.3	Mockup: Nebenfenster	25
4.4	Seasonal-Trend Dekomposition	26
4.5	Leck-Effekt und Blackman-Harris-Fensterfunktion	30
4.6	Scatterplot	32
4.7	Continious coordinates plot	33
5.1	Screenshot: Main Window	36
5.2	Screenshot: Nebenfenster	37
5.3	Farbverlauf	38
6.1	Spektrogramm mit verschiedenen Fensterfunktionen	42
6.2	Saison- und Trend-Komponente im Frequenzraum	43
6.3	CSPLM: Trendfilter	43
6.4	CSPLM: Saisonfilter	45
6.5	CSPLM: Versuchsgruppe	46

1 Einleitung

Diese Bachelorarbeit befasst sich mit der *visuellen Analyse von zeitabhängigen Motion-Capturing- und Eye-Tracking Daten*. Als grundlegender Beispieldatensatz dient ein medizinischer Versuch zur Untersuchung von Probanden mit einer erhöhten Anfälligkeit für Stürze während des Laufvorgangs.

Motion-Capture und Eye-Tracking sind zwei Aufnahmemöglichkeiten von menschlichen Bewegungen. Diese Aufzeichnungen finden in vielen Gebieten große Verwendung. Das Aufzeichnen der menschlichen Körperbewegung, bzw. Motion-Capturing, ist vor allem aus dem Bereich der anthropomorphen Computeranimation bekannt. Die aufgezeichneten Bewegungen werden auf dreidimensionale Modelle übertragen, um sie somit realistischer zu animieren.

Das Eye-Tracking zeichnet die Bewegung der Augen auf und kann somit Aufschluss über die anvisierten Punkte liefern. Eines der bekanntesten Anwendungsgebiete ist die Analyse in der Werbepsychologie. Mittels Auswertung der markantesten visuellen Eindrücke werden Entwürfe analysiert und auf bestimmte Zielgruppen wirtschaftlich optimiert.

Beide Verfahren werden auch im medizinischen Bereich in der Analyse von Bewegungsabläufen verwendet. Bei der Erforschung von Bewegungsstörungen können somit Zusammenhänge zwischen Ursachen und Störungen gefunden werden. Jedoch ist die Auswertung der Bewegungsdaten aufgrund von Schwingungen des Laufprozesses und der Anzahl an Dimensionen nicht mit herkömmlichen Methoden darzustellen.

1.1 Aufgabenstellung

Im Rahmen einer medizinischen Untersuchung von Stürzen im Alter hat das Robert-Bosch-Krankenhaus das Verhalten von Versuchsteilnehmer verschiedenen Alters mithilfe von Motion-Capturing und Eye-Tracking aufgezeichnet, um Reaktionsverhalten und Sturzursachen zu erforschen. Ziel dieser Arbeit ist es einen visuellen und interaktiven Analyseansatz für diese Art von Daten zu entwickeln und somit Bezüge innerhalb eines Personendatensatzes und Zusammenhänge zwischen mehreren Teilnehmer grafisch darzustellen.

Basierend auf der Zeitreihenanalyse sollen im ersten Schritt unter Zuhilfenahme der Fouriertransformation die schwingenden Zeitreihen in den Frequenzraum überführt werden. Anschließend soll anhand von *Brushing and Linking* die Zeitreihe ohne der schwingenden Komponente zurück in den Ortsraum transformiert werden. Im zweiten Schritt soll ein Verfahren entwickelt werden, dass die Zeitreihen für einen Vergleich aligniert. Anhand des Versuchsverlaufs werden

1 Einleitung

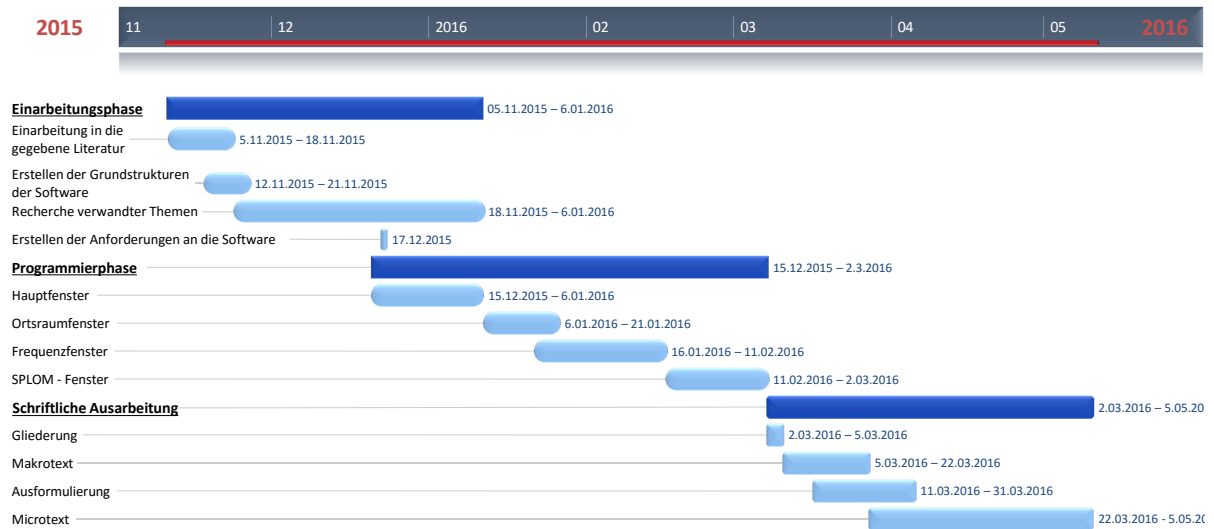


Abbildung 1.1: Zeitplan als Gantt-Diagramm

somit verschiedene Daten einer Versuchsperson und Daten verschiedener Personen zeitlich ausgerichtet. Im letzten Schritt wird der bereinigte Datensatz grafisch analysiert. Zuerst werden Unterschiede zwischen Versuchsabschnitten und Signalen einer einzelnen Person mithilfe von *Continuous-Time-Scatterplots* und *Continuous-Time-Parallel-Coordinates-Plots* analysiert. Anschließend sollen mehrere Versuchsteilnehmer mithilfe von additivem Blending grafisch dargestellt werden.

1.2 Zeitplan

Die vorliegende Arbeit ist anhand eines dynamischen Zeitplans erstellt worden. Das grundlegende Konzept basiert auf drei elementaren Zeitabschnitten. Im ersten Schritt werden die Grundlagen gesichtet. Im weiteren Schritt die Software entworfen und im letzten Schritt werden die Erkenntnisse schriftlich ausgearbeitet. In der Abbildung 1.1 ist zu sehen, dass sich die drei Zeitabschnitte folgenderweise unterteilen.

Erster Zeitabschnitt: Einarbeitungsphase

In diesem Abschnitt beginnt die Recherche. In erster Linie werden anhand der gegebenen Literaturen verwandte Themen erforscht und weiterführende Quellen gesichtet. Parallel dazu entsteht eine grobe Struktur des Programms und erste Datentypen werden entworfen. Ein Beispieldatensatz liefert dabei einen ersten Eindruck vom Aufbau des Datensatzes. Im Mittelpunkt dieser Phase steht ein Treffen mit Wissenschaftlern aus dem Bereich der geriatrischen Rehabilitation. Bei diesem Treffen werden, in Zusammenarbeit mit den Wissenschaftlern, Anforderungen an die entstehende Software erhoben.

Zweiter Zeitabschnitt: *Programmierung*

Dieser Abschnitt befasst sich mit dem Entwurf und der Implementierung der Analysesoftware und ist in vier Blöcke unterteilt. Im ersten Block wird das Hauptfenster und somit der Kern der Software entworfen. Ausgehend aus diesem Hauptfenster werden alle weiteren Operationen, wie das Öffnen der Nebenfenster, gesteuert. Der zweite Block setzt sich mit der visuellen Darstellung im Ortsraum auseinander. Die zentrale Problematik in diesem Block ist die Implementierung der OpenGL-Umgebung. Der dritte Block befasst sich mit der Darstellung und Filterung im Frequenzraum. Im letzten Block werden die Daten mittels multivariaten Analysemethoden grafisch dargestellt.

Dritter Zeitabschnitt: *Schriftliche Ausarbeitung*

Dieser Zeitabschnitt dient der textuellen Erfassung der Ergebnisse. Ein bewährtes Verfahren ist die Erstellung des Textes in der Makro Ebene. In dieser Ebene wird nur die grobe Struktur erstellt und noch keine ausformulierten Sätze gebildet. Ist die Struktur soweit ausgereift, dass keine größeren Veränderungen durchgeführt werden, kann der Text nach und nach ausformuliert und verfeinert werden. Die letzte Ebene ist die Mikro Ebene und dient der Verbesserung der sprachlichen Fehler.

2 Grundlagen

In diesem Kapitel werden alle relevanten Grundlagen beschrieben. Die medizinischen Grundlagen dienen dem Verständnis der aufgezeichneten Datensätze. Zusätzlich werden die Aufnahmeverfahren des Datensatzes, sowie die mathematischen Grundlagen erklärt.

2.1 Medizinische Grundlagen

Mit zunehmenden Alter treten Gangunsicherheiten oder sogar Stürze häufiger auf. Sturzursachen können mit einer genaueren Analyse von Sturzmechanismen vermieden werden. Essenziell für einen sicheren Gang ist die Koordination zwischen der Unterdrückung des vestibulookulären Reflexes und dem Gleichgewicht. Vor allem bei Älteren und Personen mit neurodegenerativen Erkrankungen, wie dem Parkinson-Syndrom und der progressiven supranukleären Blickparese, ist diese Koordination nicht mehr vollkommen funktionsfähig.[SMK+15]

2.1.1 Vestibulookulärer Reflex

Der Vestibulookulärer Reflex ist die neuronale Verknüpfung zwischen dem Gleichgewichtsorgan (Organon vestibulare) und der Augenbewegung (Okulomotorik). Diese Verknüpfung ermöglicht es bei einer Kopfbewegung ein Objekt zu fokussieren. Die vom Gleichgewichtssinn erkannte Drehbewegung wird entgegengesetzt der Drehrichtung mit einer unwillkürlichen Sakkade ausgeglichen. Eine Augenbewegung wird als Sakkade bezeichnet, wenn der Fixationspunkt des Auges eine schnelle Positionsänderung durchführt und die Netzhaut dabei keine Informationen an das Gehirn weiterleitet. Unwillkürlich in diesem Zusammenhang bedeutet, dass die Bewegung nicht bewusst gesteuert werden kann.

Neben der Sakkade gibt es noch die Fixation, dabei steht der Fixationspunkt stabil auf einem Objekt und die von der Netzhaut aufgenommene Umgebung wird an das Gehirn weitergeleitet. Je nach Komplexität des visuellen Reizes unterscheidet sich das Muster von Fixationen und Sakkaden. Bewegt sich zusätzlich noch der Kopf, während ein neues Objekt fokussiert wird, muss der Vestibulookulärer Reflex unterdrückt werden. Vor allem beim Laufen ist der Kopf in ständiger Bewegung und das Auge muss immer wieder neue Objekte fokussieren.

Ist die Suppression des vestibulookulären Reflexes beeinträchtigt, wandert das Bild auf der

Netzhaut trotz einer Fixation. Eine Beeinträchtigung der Suppression kann durch Alkoholkonsum [Sch13] und neurodegenerativen Krankheiten, wie dem Parkinson Syndrom [HG79] und der Progressive supranukleäre Blickparese [DGL87] auftreten.

2.1.2 Parkinson Syndrom

Das Parkinson-Syndrom ist eine Erkrankung bei der Nervenzellen, die für die Dopaminproduktion zuständig sind, absterben. Durch den Mangel an Dopamin wird die Funktion der Basalganglien beeinträchtigt und somit der Prozess der motorischen Handlungsmuster gestört. Systematische Symptome dieser Krankheit sind: Verlangsamung der geistigen Funktion, Bewegungsarmut, Muskelstarre, Muskelzittern sowie die Störung des unwillkürlichen Nervensystems.

Eine mit dem Parkinson-Syndrom verwandte Krankheit ist die progressive supranukleäre Blickparese. Aus diesem Grund wird diese Krankheit mit anderen parkinsonähnlichen Krankheiten als Parkinson-Plus beschrieben. [mP F84]

2.1.3 Progressive supranukleäre Blickparese

Die progressive supranukleäre Blickparese (Abk. PSP, engl. progressive supranuclear palsy) ist wie das Parkinson-Syndrom auch eine degenerative Hirnerkrankung. Diese Erkrankung betrifft vor allem die Basalganglien und beeinträchtigt somit automatisierte Bewegungsabläufe. Beeinflusst werden die motorischen Fähigkeiten des Sehens, des Sprechens und des Laufens. [SRO14]

2.2 Eye-Tracking

Das Eye-Tracking ist eine Technik zur Erfassung der Augenbewegung und somit die Nachverfolgung der zurückgelegten Strecke des Fixationspunktes. Der Fixationspunkt ist der Punkt des schärfsten Sehens, dort kreuzen sich die Blicklinien beider Augen und der Punkt wird auf der Stelle der Netzhaut mit der höchsten Auflösung wahrgenommen. Mit der Bestimmung der Geschwindigkeit können die aufgezeichneten Daten in Sakkaden und Fixationen unterteilt werden.

Insgesamt gibt es zwei wesentlich unterschiedliche Techniken zur Aufzeichnung von Augenbewegungen [Duc07]. Die Elektrookulografie verwendet vier Elektroden, die um das Auge herum platziert werden. Auf der Netzhaut befindet sich ein elektronisches Ruhepotenzial. Sobald sich das Auge bewegt, entfernt sich das Ruhepotential von einem Sensor und dreht sich in Richtung des gegenüberliegenden Sensors. Die Bewegung eines elektrischen Ruhepotentials verursacht einen messbaren Spannungsunterschied zwischen den beiden Sensoren. Die

heutzutage häufiger verwendete Technik ist das videobasierte Eye-Tracking. Eine Lichtquelle strahlt in Richtung des Auges und die Reflexion wird mit einer Kamera aufgezeichnet. Damit der Benutzer nicht zu sehr vom Licht irritiert wird, wird eine Lichtquelle mit einem nicht sichtbaren Spektrum verwendet.

2.3 Motion-Capturing

Das Motion-Capturing ist ein Aufnahme Prozess zur Bewegungsverfolgung von Objekten oder Personen. Die Bewegungen werden so aufgezeichnet, dass sie von einem Computer analysiert und weiterverwendet werden können. Es gibt zwei grundverschiedene Aufnahmemöglichkeiten. Die erste Möglichkeit basiert auf Sensoren, die sich am bewegenden Objekt befinden. Zum Beispiel werden Beschleunigungssensoren oder Gyrometer zur Bestimmung der Bewegungsrichtung oder der Lageänderung im Raum verwendet. Die zweite Aufnahmemöglichkeit basiert auf der optischen Aufzeichnung des bewegten Objektes und bietet zwei verschiedene Verfahren an. Das erste Verfahren verwendet die Silhouette der aufzunehmenden Person und errechnet anhand eines virtuellen Modells die Position der einzelnen Gelenke.

Das zweite Verfahren verwendet Reflektoren, die am bewegten Objekt angebracht werden und Licht aus dem nicht sichtbaren Spektrum reflektieren. Mithilfe von mehreren Kameras kann die Reflexion aufgenommen und die Position mittels Triangulation bestimmt werden.

2.4 Fourier-Transformation

Die Fourier Transformation überführt ein Signal aus dem Ortsraum in den Frequenzraum. Dazu wird angenommen, dass sich jede zeitabhängige stetige Funktion $f(t)$ aus mehreren Kosinus Funktionen mit unterschiedlicher Amplitude A_n , Frequenz ω_n und Phase ϕ_n zusammensetzen lässt:

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} A_n \cos(\omega_n t + \phi_n)$$

Bei zeitdiskreten Daten a_t mit $t = (1, 2, \dots, N)$ können die diskreten Fourierkoeffizienten \hat{a}_k mit der Frequenz $k = (0, 2, \dots, N - 1)$ wie folgt berechnet werden:

$$\hat{a}_k = \sum_{j=0}^{N-1} a_j * e^{-2\pi i(jk/N)}$$

3 Analyse der Versuchsdaten

Als Grundlage für die Analyse von Zeitabhängigen Motion-Capture- und Eye-Tracking-Daten dient ein Datensatz vom Robert-Bosch-Krankenhaus, mit diesem Datensatz werden unter anderem Sturzursachen von PSP-Patienten untersucht.

3.1 Versuchsaufbau

Um die Auswirkung der visuellen Reize auf das Laufverhalten zu messen, muss der Versuchsaufbau folgende Bestandteile beinhalten: einen visuellen und motorischen Stimulus sowie eine Aufzeichnung der Reaktionen auf die jeweiligen Stimuli. Der visuelle Stimulus wird von Leuchtdioden (LED) gegeben, wie in Abbildung 3.1 skizziert. Die Entfernung zum Probanden beträgt 120 cm und die Höhe entspricht der jeweiligen Augenhöhe. Auf der LED-Leiste sind sieben Leuchtdioden horizontal montiert, sodass der Proband mit einer Kopfdrehung von 30°, 45° und 60° nach links oder rechts die LEDs frontal betrachten kann. Die siebte LED befindet sich mit einer 0°-Auslenkung direkt vor dem Probanden.

Ein programmierbarer Mikrocontroller steuert die LEDs nach einem festgelegten Programm. Es leuchtet immer nur eine LED für 500 ms. Die Reihenfolge, sowie das Intervall zwischen zwei leuchtenden LEDs ist zufällig, jedoch bei jedem Probanden gleich.

Der motorische Stimulus wird über ein Laufband gegeben. Die Länge beträgt 200 cm und die Breite 75 cm. Die Probanden werden vor dem Versuch mit dem Laufband vertraut gemacht. Für jeden Probanden werden zwei Geschwindigkeiten festgelegt, ein angenehmes Geh- und ein schnelles Lauftempo.

Die Aufzeichnungen der Reaktionen werden mithilfe von Motion-Capture und Eye-Tracking aufgenommen. Das dreidimensionale Motion-Capturing System besteht aus sechs Kameras und 15 Marker. Bei den Kameras handelt es sich um T10-Modelle der Firma Vicon, mit einer Auflösung von einem Megapixel und einer Bildaufnahmefrequenz von 200 Bildern pro Sekunde. Die Marker bestehen aus kugelförmigen Reflektoren, die das Infrarotlicht der Kameras reflektieren. Die genauen 15 Platzierungen sind auf der Abbildung 3.2 zu sehen. Die Kopf- (1-3) und die Oberkörperposition (4-6) werden jeweils mit drei Markern bestimmt. Die Hände (7-10) und die Füße (11-14) jeweils mit zwei. Der rechte Fuß besitzt noch einen zusätzlichen Marker (15), der die Drehung um die Sagittalachse aufzeichnet.

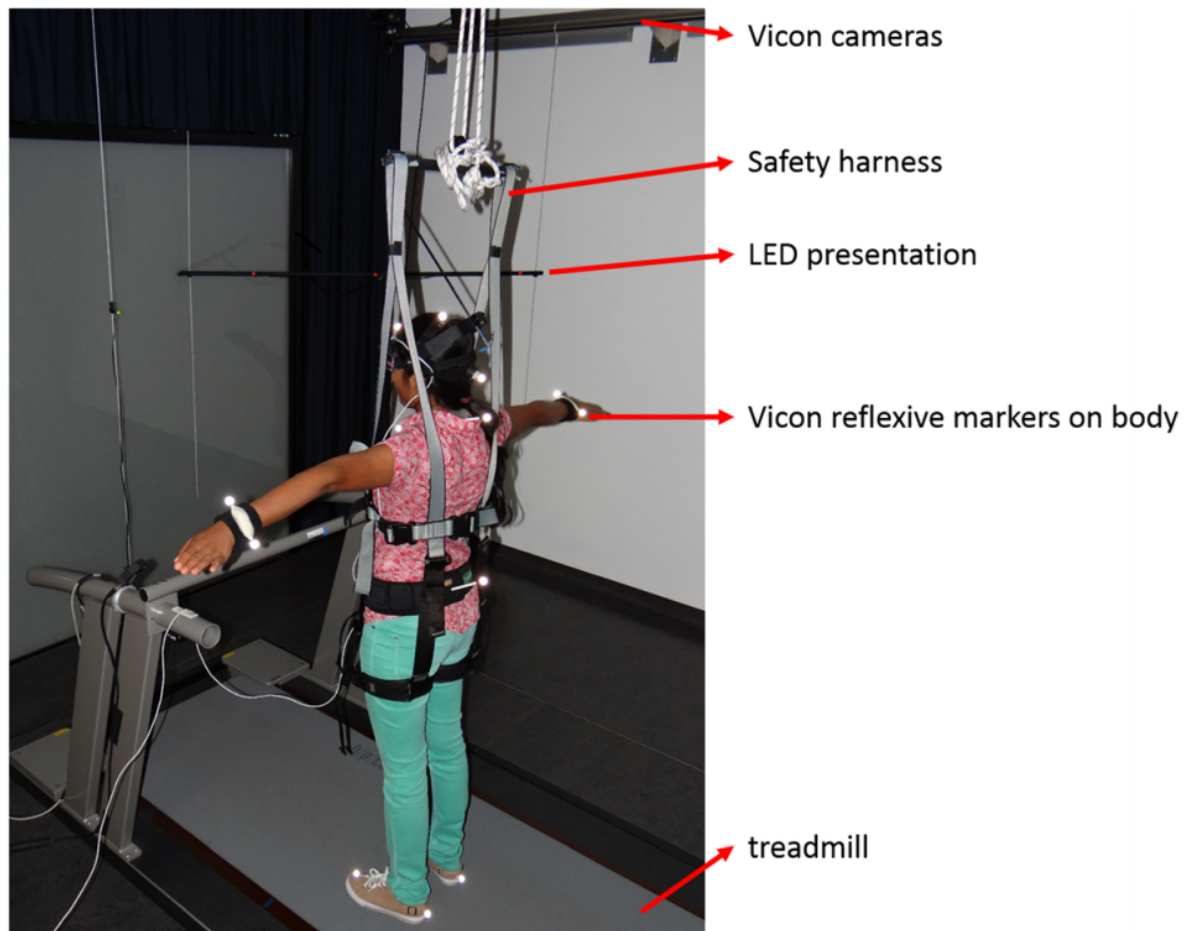


Abbildung 3.1: Auf der Abbildung ist der Versuchsaufbau zu sehen. Die Person ist gegen Stürze gesichert und steht auf dem Laufband. Des Weiteren sind die Motion-Capturing-Marker zu erkennen sowie die LED-Leiste für den optischen Stimulus. [SMK+15]

Für die Aufzeichnung der Augenbewegung wird ein Head-mounted Eye-Tracker der Firma EyeSeeTec verwendet. Das EyeSeeCam-Modell besitzt eine Genauigkeit bis zu 0.1° und eine Präzision von $\pm 0.5^\circ$. Aufgezeichnet wird nur das linke Auge mit einer Wiederholungsrate von 220 Hz.

Da vor allem Stürze mit diesem Versuch provoziert werden, wird jeder Proband mit einem Sicherheitsgurt an der Decke befestigt.

Während des Versuches wurde die Suppression des vestibulookulären Reflexes ausgelöst, indem der Proband gleichzeitig mit dem Auge und dem Kopf immer wieder neue LEDs fokussieren musste.

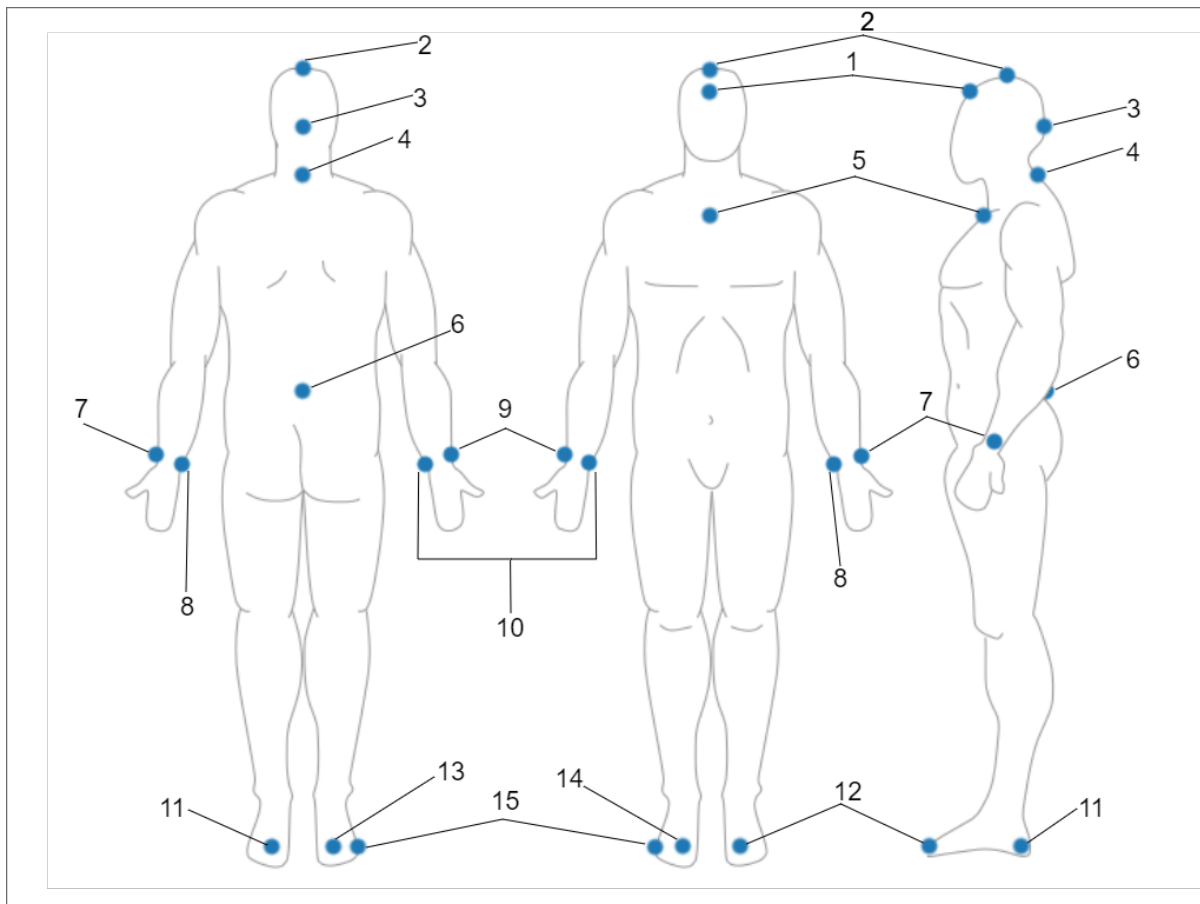


Abbildung 3.2: Von links nach rechts: Rücken-, Vorder- und Seitenansicht. 1. Stirn, 2. Schädeldecke, 3. Hinterkopf, 4. Halswirbel C5, 5. Brustbein, 6. Lendenwirbel L5, 7. Radius links, 8. Ulnar links, 9. Radius rechts, 10. Ulnar rechts, 11. Fuß links, 12. Zeh links, 13. Fuß rechts, 14. Zeh rechts, 15. Referenz Punkt rechts. [Nan11]

3.2 Aufgezeichnete Daten

Der Datensatz besteht aus zwei kranken und zwei gesunden Versuchsgruppen. Die zwei kranken Versuchsgruppen bestehen aus PSP- und Parkinson-Patienten, die zwei gesunden Vergleichsgruppen bestehen aus jungen und alten Versuchspersonen. In der Parkinson und der PSP Gruppe gab es jeweils 15 Probanden. Die Gruppe der alten Versuchspersonen umfasst 19 und die der jungen 11 Personen. Jede Person durchlief den Versuch zwei Mal.

Die Aufgenommenen Motion-Capturing-Daten bestehen aus den X-, Y- und Z-Koordinaten der 15 Marker, sowie der mit dem Eye-Tracker und der LED-Leiste synchronisierten Zeit. Die Eye-Tracking-Daten bestehen aus jeweils dem horizontalen und vertikalen Winkel, der Augen- und Kopfposition. Zusätzlich ist noch der Durchmesser der Pupille sowie die Kopfdrehgeschwindigkeit gegeben. Alle Daten sind zeitabhängige Folgen und somit Zeitreihen. Ein Datensatz enthält insgesamt 45 Motion-Capture, 7 Eye-Tracking und 1 LED Zeitreihe.

3.3 Arbeitsthesen

In Zusammenarbeit mit der Abteilung der geriatrischen Rehabilitation des Robert-Bosch-Krankenhauses wurden folgende Arbeitsthesen aufgestellt.

Darstellung von Zusammenhängen zwischen den aufgenommenen Daten.

Die Zusammenhänge von den unterschiedlichen Daten sollen für eine Analyse grafisch dargestellt werden. So ist für die Wissenschaftler des Robert-Bosch-Krankenhauses der Zusammenhang zwischen den Bewegungsabweichungen der Hüft- und Kopfbewegung interessant. Die Hüftbewegung dient beim Laufvorgang vor allem dem Erhalt der Balance. Kommt es zu einer Störung im Gleichgewichtssinn, verzögert sich die Ausgleichsbewegung oder fällt sogar aus. Der verschobene Schwerpunkt muss mit einer stärkeren Bewegung korrigiert werden. Ist die Korrektur physisch nicht mehr ausführbar, kommt es zu einem Sturz. Damit eine Dysbalance von dem normalen Laufvorgang zu unterscheiden ist, müssen diese Ereignisse visuell voneinander getrennt werden.

Vergleich von Versuchsgruppen.

Die Versuchsgruppen unterscheiden sich in ihren sensorischen, kognitiven und motorischen Fähigkeiten. Anhand dieser Fähigkeiten sollten die Personen untereinander viele Gemeinsamkeiten haben und sich von den anderen Gruppen unterscheiden. Die visuelle Darstellung einer ganzen Gruppe soll diese Fähigkeiten repräsentieren, um sie dann mit den anderen Gruppen zu vergleichen.

4 Softwareentwurf

In diesem Kapitel werden die Möglichkeiten zur verbesserten Visualisierung der Daten skizziert und ein theoretischer Entwurf festgelegt. Dieser allgemeine Entwurf besteht aus vier elementaren Schritten: die Schwingungsdekomposition, die Alignierung der einzelnen Signale, die visuelle Darstellung eines Individuums sowie der visuelle Vergleich mehrerer Individuen. Die praktische Realisierung wird in Kapitel 5 beschrieben.

4.1 Anforderungen

Die grundlegenden Eigenschaften der entworfenen Software werden in diesem Abschnitt als Anforderungen formuliert. Dabei wird zwischen funktionalen und nichtfunktionalen Anforderungen unterschieden.

Basierend auf der Aufgabenstellung und den Arbeitsthesen legen die funktionalen Anforderungen fest, für welche Aufgaben die Software ausgelegt wird.

Einlesen der Daten: Die Software soll Dateien einlesen, die Datensätze von Motion-Capturing und Eye-Tracking beinhalten.

Selektion: Die medizinische Studie beinhaltet 120 Versuche mit jeweils 53 Zeitreihen. Die Motion-Tracking-Daten können noch als Vektor im dreidimensionalen Raum betrachtet werden. Mithilfe der Projektion können somit noch zusätzlich die Geschwindigkeit oder auch Beschleunigung eines Markers auf einer beliebigen Ebene, beliebigen Achse oder im Raum berechnet werden.

Mit der Selektion sollen mehrere Zeitreihen systematisch aus den verschiedenen Datensätzen für die spätere Bearbeitung ausgewählt werden. Das Auswahlverfahren soll für zwei verschiedene Arten von Benutzer ausgelegt sein. Als Erstes für den Benutzer der genau weiß, welche Zeitreihen er auswählen möchte. Als Zweites für den Benutzer der den Datensatz auf bestimmte Theorien untersucht, jedoch nicht genau weiß, welche Zeitreihen relevant sind.

Schwingungsfilterung: Der schwingende Anteil soll zur besseren Analyse aus den selektierten Zeitreihen entfernt werden. Für eine vollkommene Benutzerkontrolle der genauen Filterung ist ein interaktiver Ansatz notwendig.

Visuelle Darstellung: Die selektierten und gefilterten Zeitreihen sollen visuell miteinander verglichen werden. Dabei sollte es möglich sein unterschiedliche Zeitreihen eines Probanden,

gleiche Zeitreihen von verschiedenen Probanden sowie ganze Versuchsgruppen zu vergleichen.

Nichtfunktionale Anforderungen:

Übersichtlichkeit: Der Benutzer soll nicht suchen müssen, um sein bewusstes Ziel zu erreichen.

Verständlichkeit: Für Benutzer sollen Vorgehensweisen einer festen Logik folgen, um somit eine leichte Erlernbarkeit zu gewährleisten.

Laufzeiteffizienz: Die Berechnungen im Hintergrund sollen in Echtzeit ablaufen.

4.2 Konzept

Aus den Datensätzen sollen Zeitreihen selektiert, gefiltert und visuell dargestellt werden. Um die Auswirkung der interaktiven Filterung nachzuverfolgen, werden die verschiedenen Ansichten parallel angezeigt. Eine Änderung in der einen Ansicht wirkt sich auf die anderen Ansichten aus. Dieses Konzept wird als Brushing and Linking bezeichnet. [BR99] Jede Ansicht wird in einem eigenen Fenster angezeigt, damit auch bei einem Multi-Monitor Betrieb die zusätzliche Arbeitsfläche effizient verwendet werden kann.

Das Hauptfenster, skizziert in Abbildung 4.1, dient dem Laden der Datensätze, der Auswahl der Zeitreihen und dem Erstellen der Ansichtsfenster. Das Design ist intuitiv nach der lateinischen Schriftrichtung nachempfunden. Somit verläuft das Design primär waagrecht von links nach rechts und sekundär von oben nach unten. In erster Linie sieht der Benutzer in der Vorschau, welchen Datensatz er ausgewählt hat. In der zweiten Zeile beginnt die Selektion. In der ersten Spalte können Datensätze importiert und bearbeitet sowie für die Selektion markiert werden. In der zweiten Spalte kann der Typ der Zeitreihe bestimmt werden. Wird die Auswahl bestätigt, werden die selektierten Zeitreihen in der dritten Spalte angezeigt. Will zum Beispiel ein Benutzer von Versuchsgruppe A die Z-Koordinate des linken Fußes selektieren, so wählt er in der ersten Spalte alle Datensätze von Versuchsgruppe A aus. In der zweiten Spalte wählt er den Marker und die benötigte Koordinate aus und bestätigt die Selektion. In der dritten Spalte erscheinen somit die gewünschten Zeitreihen kombiniert aus beiden Spalten.

Für die Auswahl des Datentyps in der mittleren Spalte ist eine Liste ungeeignet da, mit der Geschwindigkeit und Beschleunigung der Marker, über 100 Möglichkeiten zur Auswahl stehen. Damit die Auswahl den Anforderungen entsprechend übersichtlich und verständlich wird, kommen folgende Oberflächen Designs infrage. Abbildung 4.2 skizziert die drei verschiedenen Konzepte.

Das erste Konzept beruht auf einer kategorischen Hierarchie. Eine ausklappbare Baumstruktur dient als Darstellung. Für eine benutzerfreundliche Übersicht ist die Strukturtiefe ausschlaggebend. Ist die Tiefe der Struktur zu klein, enthalten die Kategorien zu viele Elemente und der Benutzer wird mit einer zu großen Liste überfordert. Ist hingegen die Strukturtiefe zu groß, erhöht sich die Anzahl an Kategorien und somit die Ausführungszeit der Selektion. Optimal sind nicht mehr als 7 ± 2 Elemente in einer Kategorie. Diese Anzahl entspricht der millerschen

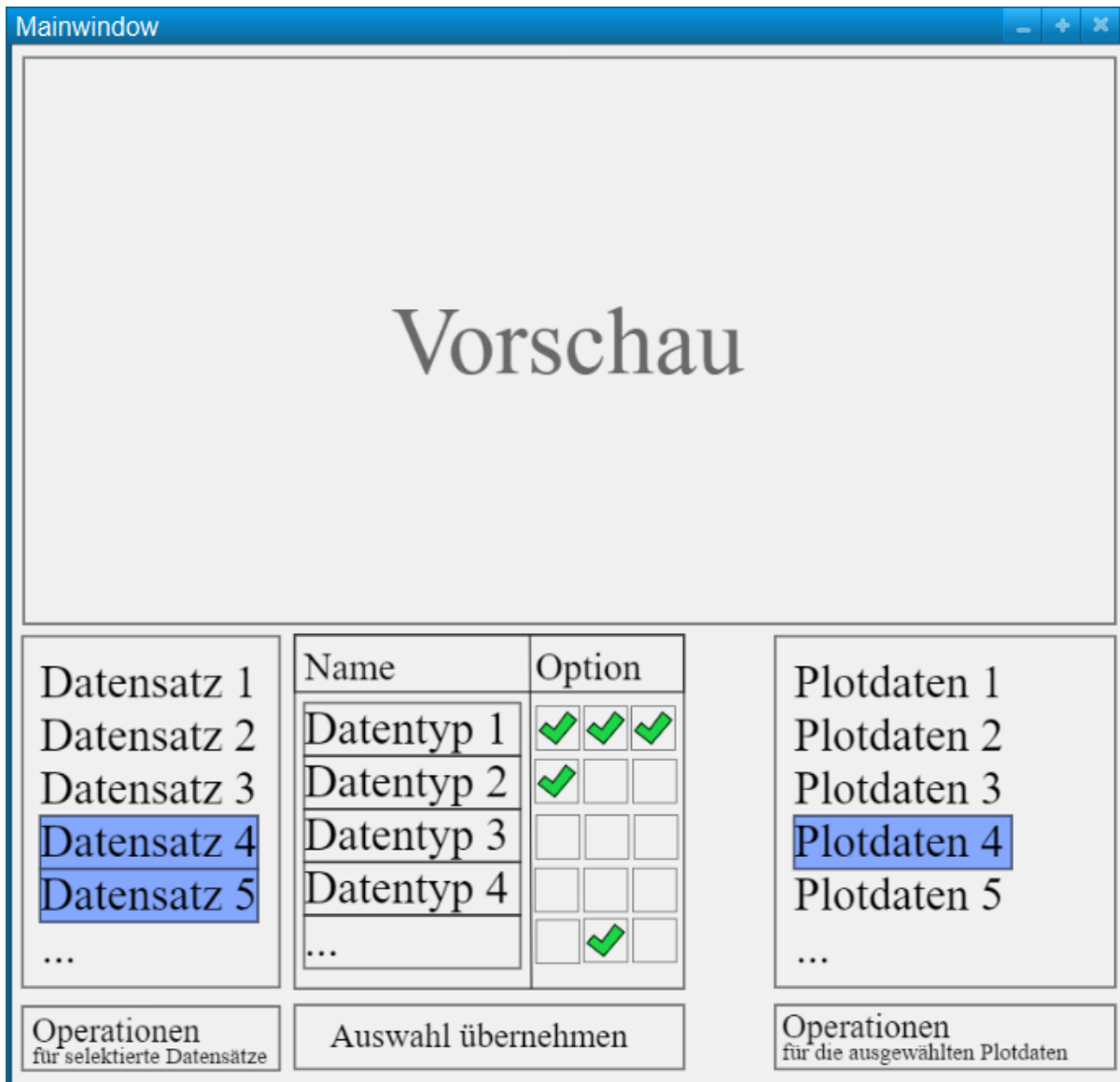


Abbildung 4.1: Mockup des Hauptfensters

Zahl und somit dem Maximum an Informationseinheiten, die im Kurzzeitgedächtnis parallel zur Verfügung stehen.

Ein Nachteil dieser Auswahlmethode ist, dass bei einer Auswahl von mehreren Elementen, diese sich im Worst Case in verschiedenen Oberkategorien befinden und somit die ausgeklappte Baumstruktur zu viel Platz einnimmt.

Eine weitere Auswahlmethode wäre die Kategorie-Hierarchie mithilfe von Dropdown-Menüs darzustellen. Die Oberkategorie wird als Dropdown-Menü angezeigt. Ist eine Kategorie gewählt worden, wird das nächste Dropdown-Menü mit den möglichen Unterkategorien aktiviert. Dies wird so oft wiederholt, bis die Zeitreihe eindeutig definiert ist. Der große Vorteil dieser

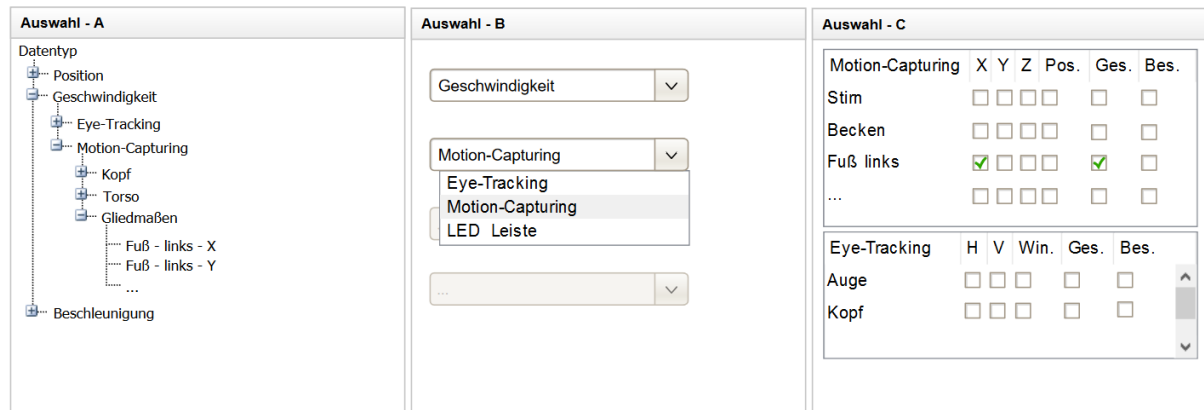


Abbildung 4.2: Verschiedene Konzepte für eine Auswahl des Datentyps. Von links nach rechts: Baumansicht, Auswahlbox, Tabelle.

Auswahlmethode ist, dass der Benutzer nur Einsicht auf die möglichen Kategorien hat und somit die Übersicht gewährleistet ist. Der Nachteil hingegen ist, dass bei einer unbestimmten Suche, nicht alle Kategorien parallel durchsucht werden können. Bei einer bestimmten Suche hingegen werden Fehler in der Auswahl, mit einer zeitineffizienten Korrektur bestraft. Werden zum Beispiel Fehler erst im letzten Dropdown-Menü festgestellt, so muss im Worst Case die Auswahl im ersten Dropdown-Menü wieder begonnen werden. Der größte Nachteil dieser Auswahlmöglichkeit ist, dass die parallele Auswahl von mehreren Zeitreihen nicht möglich ist. Die letzte Auswahlmethode basiert auf einer Matrix aus Optionen. Horizontal sind die Signale aufgelistet und vertikal die möglichen Optionen. Für einen Marker kann man die Achse auswählen und ob die Position, Geschwindigkeit oder Beschleunigung errechnet werden soll. Bei den Eye-Tracking-Daten stehen Winkel, Geschwindigkeit, Beschleunigung, sowie die Winkelrichtung zur Auswahl. Ein Nachteil dieser Auswahlmethode ist der große Platzverbrauch.

Die Wahl fiel letztlich auf einen Kompromiss aus einem Dropdown-Menü und der Optionsmatrix. Die Größe der Matrix wird mithilfe der Vorauswahl einer Kategorie verringert. Zeitreihen innerhalb verschiedener Kategorien können jedoch nicht parallel ausgewählt werden. Geschwindigkeit, Beschleunigung und Position werden am seltensten miteinander verglichen und eignen sich somit für ein Dropdown-Menü.

Die Schwingungsfilterung sowie die visuelle Darstellung der Daten werden vom Hauptfenster aus in separaten Nebenfensern geöffnet. Diese Nebenfenster werden möglichst identisch gestaltet, um die Erlernbarkeit zu vereinfachen. Wie in Abbildung 4.3 zu erkennen, steht die Ansicht im Mittelpunkt und die Beschriftung am Rand, um das visuelle Bild nicht zu stören. Werkzeuge zum Bearbeiten oder andere Bedienelemente werden links und unterhalb der Ansicht angebracht.

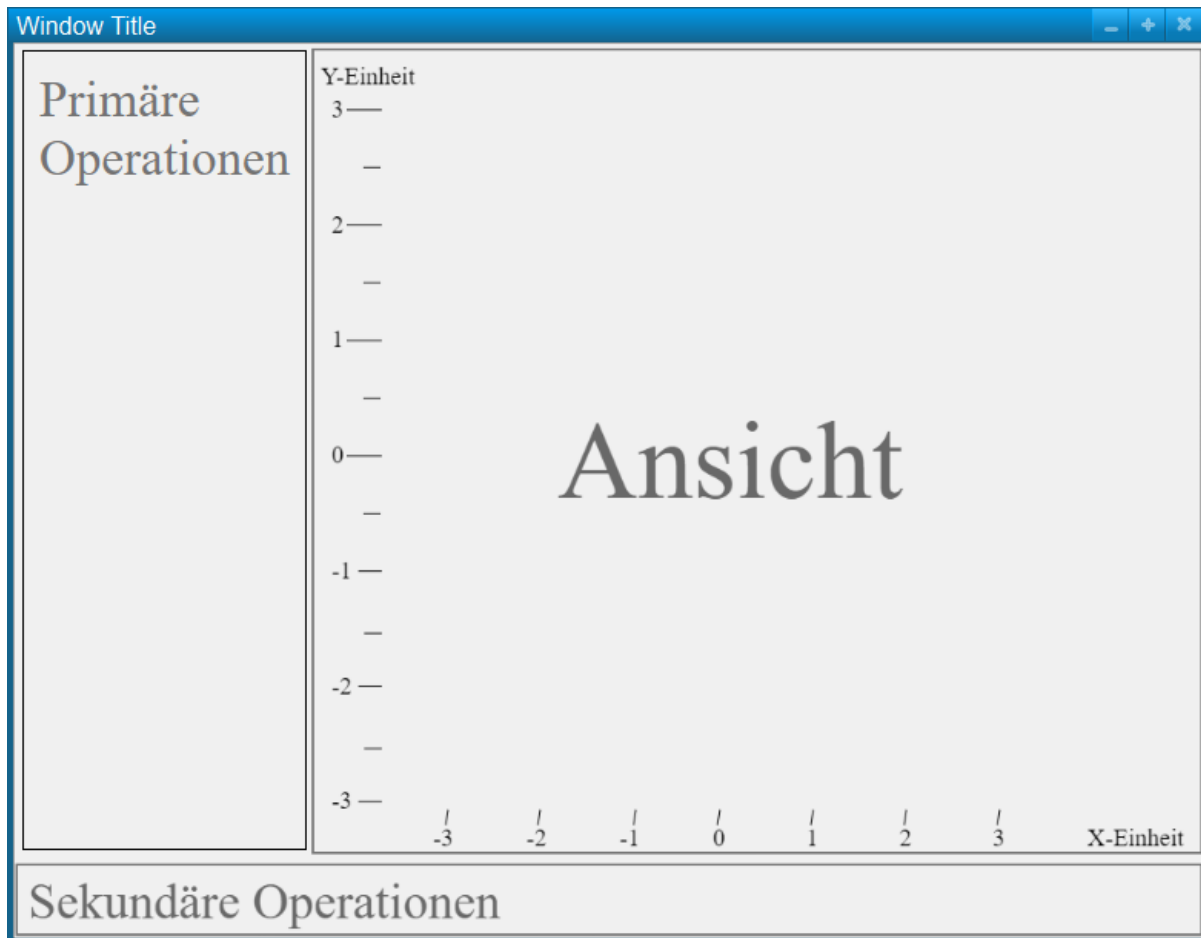


Abbildung 4.3: Mockup des Nebenfensters

4.3 Schwingungsdekomposition

Die Schwingungsdekomposition dient der Filterung des schwingenden Anteils aus einer äquidistanten Zeitreihe. Die Abbildung 4.4 zeigt im obersten Abschnitt die links rechts Auslenkung einer Hüfte während des Laufvorgangs. Zu erkennen ist eine regelmäßige Schwingung mit einer Wellenlänge von ungefähr 1,4 s, die unregelmäßig steigt und fällt. Die Schwingung entsteht durch die zyklischen Wiederholungen von Bewegungen im Laufvorgang. Anhand des additiven Trend-Saison Modells lässt sich die Schwingung als einzelne Komponente betrachten.

Hierfür wird angenommen, dass die Zeitreihenwerte Y_v in drei Komponenten zerlegt werden können.

$$Y_v = T_v + S_v + R_v$$

Im zweiten Abschnitt der Abbildung 4.4 ist die Trendkomponente T_v abgebildet. Sie gibt die allgemeine Grundrichtung an. Die Saisonkomponente S_v gibt den periodischen Prozess an

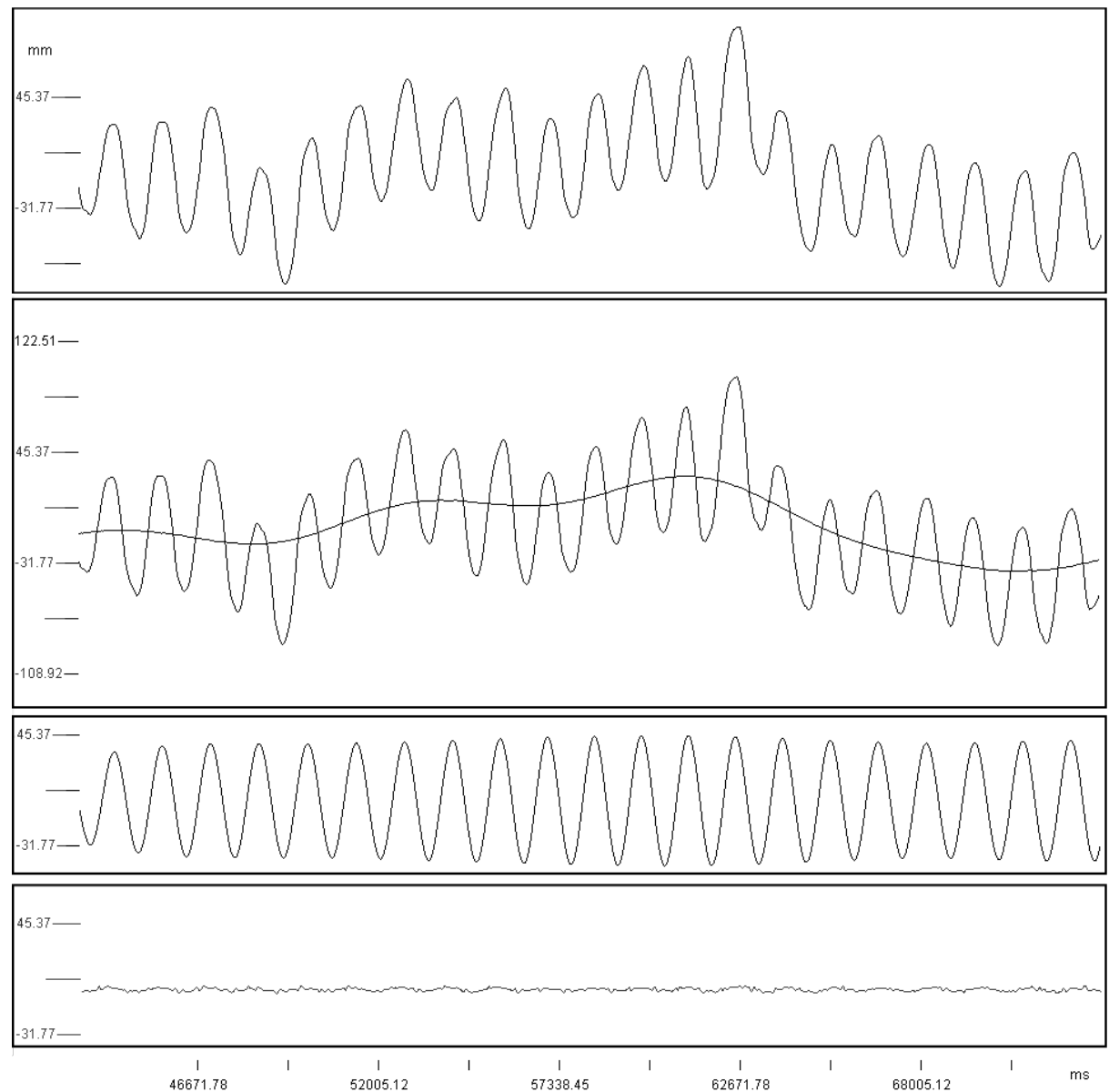


Abbildung 4.4: Seasonal-Trend Dekomposition der X-Koordinate eines Steißbeinmarkers.
Von oben nach unten: Signal, Trend, Schwingung, Residuum.

und ist im dritten Abschnitt dargestellt. Der additive Rest entspricht der Residualkomponente R_v .

4.3.1 Lokale Regression

Eine Möglichkeit um ein Signal in seine Komponenten zu zerlegen, ist die Methode von Robert B. Cleveland basierend auf dem Verfahren der lokal gewichteten Regression. Die lokal gewichtete Regression, kurz Loess, ist ein von Robert B. Cleveland entwickeltes Glättungsverfahren. [CCJ90] Für die Zeitreihe $\hat{x} = (x_0, x_1, \dots, x_n)$ wird die geglättete Folge \hat{y} folgenderweise berechnet.

Für jeden Wert x_i werden Gewichte für die q nächsten Nachbarn berechnet. Je weiter ein Wert von x_i entfernt ist, desto kleiner ist das Gewicht.

Sei $\lambda_i(x)$ die größte Distanz zwischen x und den q nächsten Nachbarn von x_i und $W(u)$ die trikubische Gewichtungsfunktion.

$$W(u) = \begin{cases} (1 - u^3)^3, & \text{falls } 0 \leq u < 1 \\ 0, & \text{sonst} \end{cases}$$

Die Gewichte $g_i(x)$ für die q nächsten Nachbarn von x_i werden folgenderweise berechnet:

$$g_i(x) = W\left(\frac{|x_i - x|}{\lambda_i(x)}\right)$$

Für die lokale Regression vom Grad d gilt:

$$y(x) = \epsilon(x) + \sum_{k=0}^d \beta_k (x_i - x)^k$$

Dabei handelt es sich um eine ganzrationale Funktion mit den Regressionskoeffizienten β_k und dem additiven Fehlerterm $\epsilon(x)$. Für die geglättete Folge gilt $\hat{y}_i = y(x_i) = \beta_0$. Für die Schätzung von β_0 muss der Fehler $(\epsilon(x))^2$ der Regression anhand der Gewichte g_i minimiert werden. Dies ergibt folgendes Minimierungsproblem.

$$\min_{(\beta_0, \dots, \beta_k)} \sum_x (g_i(x) * \epsilon(x)^2)$$

Mit der Lösung des Minimierungsproblems kann das Loess-Verfahren mit den Parameter q und d angewendet werden.

Die Trend-, Saison- und Restkomponente wird anhand eines iterativen Algorithmus mit einer inneren und äußeren Schleife berechnet.

Die innere Schleife durchläuft vier Schritte.

Im ersten Schritt wird eine temporäre Saisonkomponente berechnet. Dazu wird die gegebene Zeitreihe in die jeweiligen Saisons aufgeteilt. Zum Beispiel Daten, die stündlich aufgezeichnet wurden, werden in Untergruppen mit der Größe 24 geteilt. Somit entspricht ein Tag einer Saison. Jede Untergruppe wird mit der Loess geglättet. Der Parameter q wird vom Benutzer gewählt und der Grad d der Regression ist gleich 1.

Im zweiten Schritt wird aus der temporären Saisonkomponente eine temporäre Trendkomponente errechnet. Dazu werden die Untergruppen aus dem ersten Schritt zusammengesetzt und mittels Loess und dem gleitenden Durchschnitt geglättet.

Im dritten Schritt wird die endgültige Saisonkomponente berechnet, indem von der temporären Saisonkomponente die im zweiten Schritt errechnete Trendkomponente abgezogen wird.

Im vierten Schritt wird die endgültige Trendkomponente errechnet. Hierzu wird zuerst von der originalen Zeitreihe die Saisonkomponente abgezogen und danach die Restkomponente mithilfe der Loess gefiltert.

Die Iteration kann wiederholt werden, indem im ersten Schritt die temporäre Saisonkomponente aus der endgültigen Saisonkomponente aus Schritt drei berechnet wird. Je mehr Iteration desto besser sind die Trend- und Saisonkomponenten getrennt. In der Regel reichen zwei Iterationen aus.

Die äußere Schleife dient der Schätzung der Qualität der gegebenen Werte. Diese werden anhand der Extreme der Restkomponente $\hat{r} = (r_0, r_1, \dots, r_n)$ folgenderweise gewichtet:

$$p_i = B \left(\frac{|r_i|}{6 * \underset{r \in \hat{r}}{\text{median}}(|r|)} \right)$$

mit

$$B(u) = \begin{cases} (1 - u^2)^2 & , \text{ falls } 0 \leq u < 1 \\ 0 & , \text{ sonst} \end{cases}$$

Die Gewichte g_i werden in den Schritten eins und vier zu den Gewichten der Loess Berechnung dazu multipliziert. Nach R. B. Cleveland liegt der ideale Wert für den Grad der Loess bei 1 und für ein gutes Ergebnis sind minimal drei Iterationen der äußeren Schleife notwendig. Der einzige Parameter, der von den gegebenen Daten abhängt, ist die Anzahl der Samples in einer Saison.

4.3.2 Fourier Analyse

Eine weitere Methode zur Trend-Saison Trennung, ist die Analyse der Frequenzen mithilfe der Fouriertransformation.

Die zu filternden Zeitreihen werden in den Frequenzraum transformiert. Die Frequenzen, die den Lauffrequenzen entsprechen, werden entfernt. Anschließend werden die Zeitreihen zurück in den Ortsraum überführt. Das Problem dieses Verfahrens ist, dass die berechneten Frequenzen so dargestellt werden, dass die Lauffrequenzen von den anderen zu unterscheiden sind.

4.3.3 Periodogramm

Gesucht ist die Energiedichte für die Schätzung der Frequenzaktivität in den Zeitreihen. Dazu Betrachten wir die Energie W eines Signals $x(t)$.

$$W = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt$$

Für die Analyse einer einzelnen Frequenz wird nach dem Satz von Parseval folgende Gleichung aufgestellt.

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} \left| \int_{-\infty}^{\infty} e^{-2\pi i f t} x(t) dt \right|^2 df$$

Daraus ergibt sich die geschätzte Energiedichte für die Frequenz f .

$$W_{x(t)}(f) \approx \left| \int_{-\infty}^{\infty} e^{-2\pi i f t} x(t) dt \right|^2$$

Für eine Zeitreihe wird somit die diskrete Fouriertransformation verwendet und zu jeder Frequenz der quadrierte Betrag angezeigt.[Bar50]

Die Darstellung gibt eine approximierte spektrale Energiedichte der Zeitreihe an. Das Problem dieser Darstellung ist, dass bei einer Unregelmäßigkeit der Lauffrequenz-Amplitude andere Frequenzen größere Energiedichten erhalten. Steht zum Beispiel ein Proband am Anfang der Aufzeichnung und bewegt sich erst später regelmäßig, können die Lauffrequenzen nicht mehr anhand der Energiedichte von den anderen Frequenzen unterschieden werden.

Eine Lösung für dieses Problem ist die Betrachtung von einzelnen Zeitabschnitten. Dementsprechend wird die Zeitreihe x in einzelne Zeitfenster x_m unterteilt. Sei die Fenstergröße M und die Anzahl der Fenster R , so ist die Fenster-Zeitreihe x_m folgenderweise definiert:

$$x_m(n) = x(mM + n)$$

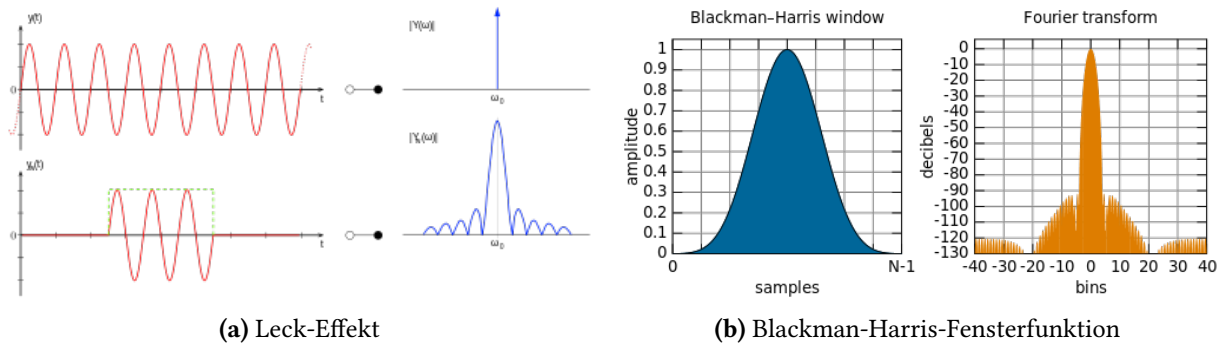


Abbildung 4.5: Die linke Seite (a) zeigt den Leck-Effekt. [WDW11] Die obere Zeile skizziert eine Sinusfunktion im Orts- und Frequenzraum. Die zweite Zeile zeigt die gleiche Funktion in einem begrenzten Beobachtungszeitraum. Die rechte Seite (b) skizziert die Blackman-Harris-Fensterfunktion im Orts- und Frequenzraum. [Nie13]

mit $n = 0, 1, \dots, M - 1$; $m = 0, 1, \dots, R$

Mit den Fourierkoeffizienten \hat{a}_k aus dem Zeitfenster x_m wird die Energiedichte für die Frequenzen k folgenderweise berechnet:

$$W_{x_m}(k) = \frac{1}{M} |\hat{a}_k|^2$$

Die Fenster werden dann gemittelt:

$$W(k) = \frac{1}{R} \sum_{m=0}^{R-1} W_{x_m}(k)$$

Bei dieser Darstellung kommt es zu zwei weiteren Problemen. Das erste Problem ist der Leck-Effekt. Dieser Effekt tritt auf, wenn die Fourier-Analyse nur von einer zeitlich begrenzten Folge durchgeführt wird. Abbildung 4.5a zeigt die Fourier-Transformation eines unendlich langem Signal und einem begrenzten. Obwohl sich das Signal nicht ändert, beeinflusst der Beobachtungszeitraum das Frequenzspektrum. Der Leck-Effekt kann mit einer Fensterfunktion minimiert werden. Die Fensterfunktion $g(n)$ gewichtet die Datenpunkte $x(n)$. Somit ergibt sich das neue Zeitfenster $x_m(n)$.

$$x_m(n) = g(n) * x(mM + (n)), n = 0, 1, \dots, M - 1; m = 0, 1, \dots, R$$

mit zum Beispiel der Blackman-Harris-Funktion (Abbildung 4.5b):

$$g(n) = 0,35875 - 0,48829 \cos\left(\frac{2\pi n}{M-1}\right) + 0,14128 \cos\left(\frac{4\pi n}{M-1}\right) - 0,01168 \cos\left(\frac{6\pi n}{M-1}\right)$$

Die Datenpunkte am Rand werden mit kleinen Werten gewichtet und fließen somit weniger in die Fourieranalyse mit ein.[Coh95]

Das zweite Problem ist die Varianz der gesuchten Frequenz. Bei der Berechnung des Durchschnitts jeder einzelnen Frequenz werden die Lauffrequenzen nur dann alle miteinander addiert, wenn die Laufgeschwindigkeit konstant ist. Die Lösung für dieses Problem ist es die Zeitfenster separat anzuzeigen.

4.3.4 Spektrogramm

Ein Periodogramm ordnet jeder Frequenz nur eine einzige Energiedichte zu. Bei einem Spektrogramm hingegen wird jedes Zeitfenster einzeln betrachtet. Dazu wird eine Matrix (w_{ij}) mit der Energiedichte $W_{x_m}(k)$, dem gewichteten Zeitfenster x_m und der Frequenz k aufgestellt.

$$w_{ij} = \begin{bmatrix} W_{x_0}(0) & W_{x_1}(0) & \dots & W_{x_R}(0) \\ W_{x_0}(1) & W_{x_1}(1) & \dots & W_{x_R}(1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ W_{x_0}(M-1) & W_{x_1}(M-1) & \dots & W_{x_R}(M-1) \end{bmatrix}$$

Jeder Wert dieser Matrix wird in der grafischen Darstellung anhand einer Farbskala dargestellt. Die Lauffrequenz wird sich somit von den anderen Frequenzen farblich abheben und kann manuell markiert werden. Die Fourierkoeffizienten der markierten Energiedichten werden gleich null gesetzt. Die gefilterte Zeitreihe ergibt sich dann aus der inversen Fouriertransformation.

Im Vergleich zu den anderen Methoden muss weder die Anzahl der Datenpunkte innerhalb einer Saison bekannt sein, noch wirkt sich die variierende Lauffrequenz auf die Qualität der Darstellung aus. Somit fällt die Wahl für die Schwingungsdekomposition auf die Fourier Analyse mit der Spektrogrammdarstellung.

4.4 Vergleich von Zeitreihen

Ein Versuch enthält mehrere Zeitreihen und ist somit ein hochdimensionaler Datensatz. Um mehrere Dimensionen bzw. Zeitreihen gemeinsam zu analysieren, werden multivariate Analyseverfahren verwendet.

Am besten für zeitdiskrete Daten eignen sich Scatterplot-Matrizen (SPLOM) und parallele Koordinaten (PCP).

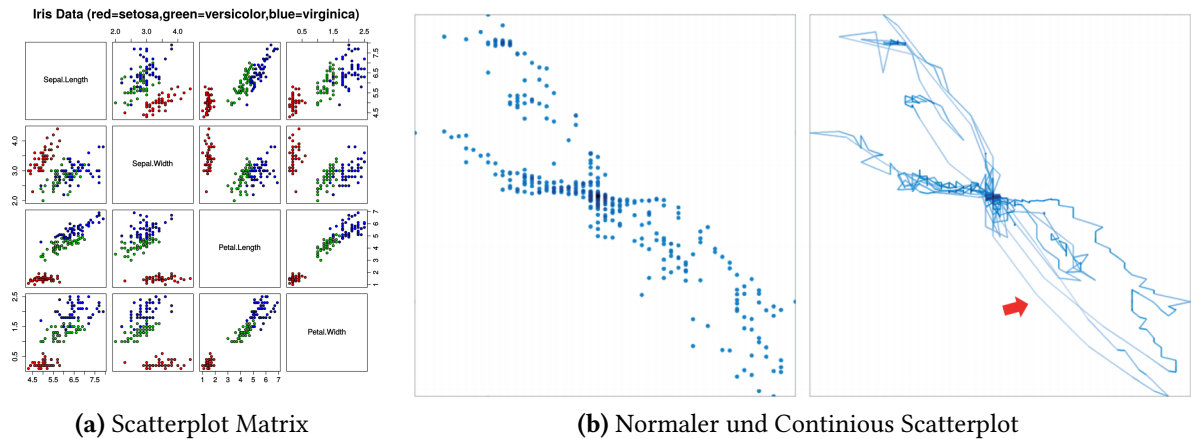


Abbildung 4.6: Die linke Seite (a) zeigt eine Scatterplot-Matrix der Iris Datenbank [Nic16], die rechte (b) einen normalen und einen continuous Scatterplot. [GHWG14]

4.4.1 Scatterplot-Matrix

Eine Scatterplot-Matrix ist die Darstellung von mehreren Streudiagrammen in einer Matrix. Jede Zelle der Matrix repräsentiert ein Streudiagramm aus zwei Zeitreihen. Dabei wird jede Zeile und jede Spalte genau einer Zeitreihe zugeordnet. Abbildung 4.6a zeigt eine Scatterplot-Matrix des Iris Datensatzes. [And35] Jede Dimension entspricht einer Eigenschaft der Schwertlilien und jede Farbe einer anderen Schwertlilien Art.

Für die Analyse von Raum-Zeit-Daten eignet sich vor allem die zeitkontinuierliche Variante von Grottel et al. Der Scatterplot wird nicht mehr diskret als Punktwolke, sondern stetig angezeigt. Diese Variante wird als CSPLM (continuous Scatterplot Matrix) bezeichnet. Der größte Vorteil dieser Darstellung ist, dass wie auf Abbildung 4.6b zu sehen, die Information zwischen zwei Punkten nicht verloren geht.

4.4.2 Parallele Koordinaten

Die parallelen Koordinaten (engl. parallel coordinates plots, kurz PCP) sind eine Darstellung bei der die Achsen zweier Dimensionen parallel gegenüber stehen. Ein Datenpaar wird als Linie repräsentiert, die vom Wert auf der linken Achse zum Wert der rechten Achse gezogen wird. Auch hier gibt es von Grottel et al. eine zeitkontinuierliche Variante. Der Vergleich der diskreten und der stetigen (CPCP) Version, ist auf Abbildung 4.7a zu sehen.

Für jede weitere Dimension wird eine neue Achse dran gehängt, wie in Abbildung 4.7b zu sehen ist. Problem dieser Darstellung ist, dass nur jeweils zwei Dimensionen miteinander verglichen werden und nicht alle möglichen Kombinationen, wie bei der Scatterplot-Matrix.

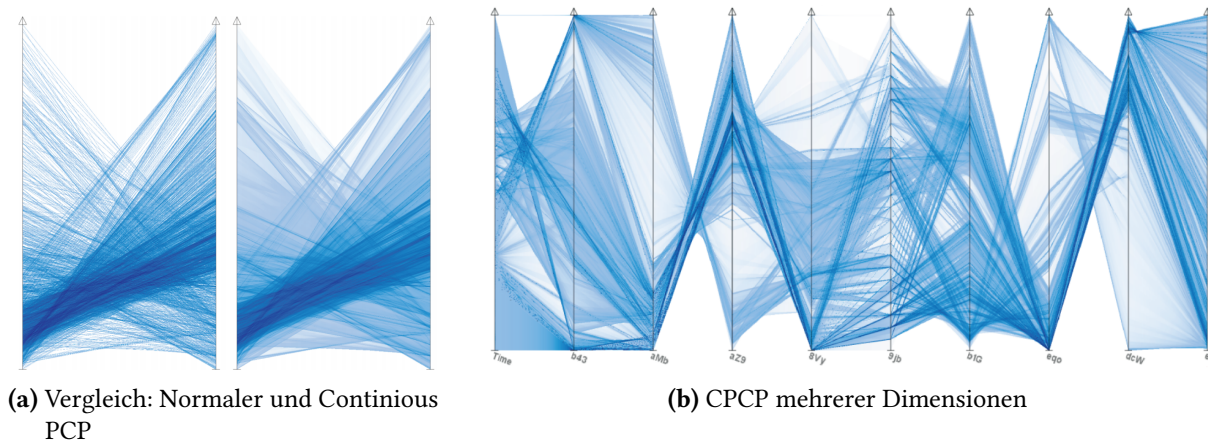


Abbildung 4.7: Die linke Seite (a) zeigt den Vergleich von stetigen und zeitkontinuierlichen parallelen Koordinaten. Die rechte Seite (b) skizziert einen CSCP aus zehn Dimensionen. [GHWG14]

4.5 Vergleich von Personengruppen

Die Darstellung einer Personengruppe kann ebenfalls mit einer Scatterplot-Matrix realisiert werden. Dazu müssen die Zeitreihen aligniert werden. Verhalten sich zwei Personen gleich, liegen die Datenpunkte entlang einer Diagonale. Mit dieser Variante können Ausreißer einer Personengruppe identifiziert werden.

Für den Vergleich zweier Personengruppen ist diese Darstellung jedoch nicht geeignet. Eine bessere Methode ist es für jede Person eine eigene Scatterplot-Matrix zu erstellen und alle Matrizen einer Versuchsgruppe übereinanderzulegen. Mithilfe des additiven Blendings können somit Häufungen dargestellt werden. Eine Häufung zeigt an, wie sich der Großteil einer Gruppe verhält. Eine Scatterplot-Matrix repräsentiert dann eine Versuchsgruppe und kann mit einer anderen verglichen werden.

5 Implementierung

5.1 Entwicklungsumgebung

Die Wahl der Entwicklungsumgebung wurde nach dem Kriterium der Plattformunabhängigkeit getroffen. Als Grafik-API dient OpenGL mit C++ als Programmiersprache. Für die Fouriertransformation wird die FFTW Bibliothek verwendet. Die GUI wird mittels Qt 5.5 realisiert. Für die Darstellung der CSPLOM wurden Ausschnitte aus dem Quellcode von hdtraj [Gro15], einem Plugin für MegaMolTM¹, verwendet. In diesem Kapitel wird zuerst ein Überblick der Software gezeigt und anschließend im Detail erklärt.

5.2 Überblick

Die Datensätze werden zuerst ins Hauptfenster geladen. Im nächsten Schritt werden die Zeitreihen selektiert und anschließend in den Nebenfensern betrachtet und gefiltert.

MainWindow

Der Bedienungsablauf ist in Abbildung 5.1 skizziert. Beginnend oben links werden zuerst die Versuchsdaten geöffnet und somit ins Hauptfenster geladen. Der aktuell geladene Datensatz lässt sich in einer Vorschau betrachten. Ein Schieberegler dient der Veränderung des Zeitpunktes. Somit kann ein erster Eindruck des Datensatzes erfolgen.

Für die Selektion der Zeitreihen aus einem oder mehreren Datensätzen, wird zuerst der Datensatz in der Liste unten links markiert. Im zweiten Schritt werden in der mittleren Spalte die benötigten Signale ausgewählt. In einem Dropdown-Menü kann zwischen der Position, der Geschwindigkeit oder der Beschleunigung gewählt werden. Die Wahl der Koordinaten und ob das übergeordnete Signal als Ausgangspunkt verwendet wird, wird mit den Checkboxes eingestellt. Die Auswahl der Koordinaten kann kombiniert werden, um entweder die reine Koordinate oder den Vektor in einer Ebene bzw. dem Raum zu erhalten. Mit der Bestätigung des Buttons werden die Zeitreihen selektiert und rechts in die Zeitreihen-Listen hinzugefügt. Von hier aus können Zeitreihen gruppiert werden. Eine Gruppierung wird im CSPLOM mit additivem Blending dargestellt. Die in der Zeitreihenliste ausgewählten Elemente können

¹<http://megamol.org>

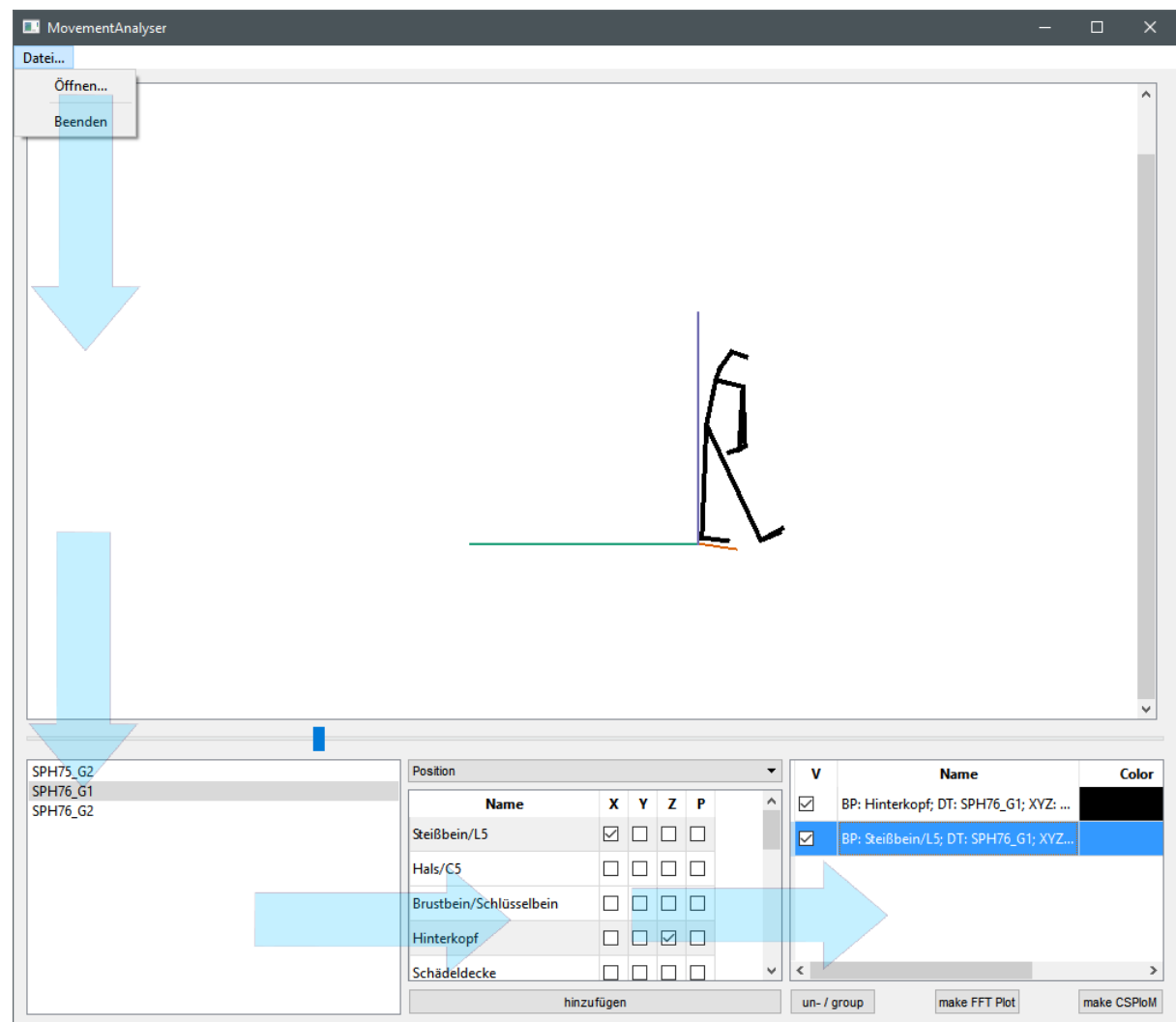


Abbildung 5.1: Auf dem Screenshot ist das implementierte Hauptfenster abgebildet. Die blauen Pfeile skizzieren den Workflow innerhalb dieses Fensters.

entweder mit dem Button `make FFT Plot` oder `make CSPLoM` in den jeweiligen Nebenfensern betrachtet werden.

Nebenfenster

Es gibt drei Nebenfenster. Das Erste ist das Ortsraumfenster. Hier werden die Daten der Zeitreihenliste linear interpoliert auf der Daten-Zeit Ebene angezeigt. Die Bewegung des zu betrachteten Fensters wird mittels Drag-and-Drop gesteuert. Das Hereinzoomen funktioniert mithilfe des Mausekursors, hält man dabei die Umschalt- oder die Steuerungstaste gedrückt, wird entweder die X- oder die Y-Achse gestaucht bzw. gestreckt. Das ein- und ausblenden von Zeitreihen wird im Hauptfenster in der Zeitreihenliste unter der V-Spalte gesteuert. In der Color-Spalte kann die Farbe geändert werden.

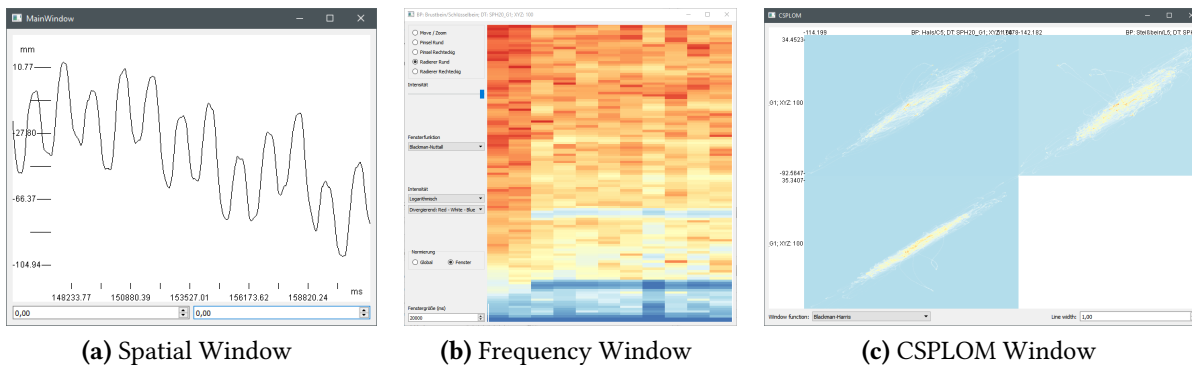


Abbildung 5.2: Alle drei Nebenfenster des Brushing and Linking Verfahrens.

Das zweite Fenster ist das Frequenzraumfenster. In der linken Leiste können die Werkzeuge ausgewählt und die Ansicht verändert werden. Die Bewegungsteuerung ist mit der aus dem Ortsraumfenster identisch.

Das dritte Fenster ist das CSPLOM-Fenster. Es wird geöffnet, indem zwei oder mehrere Zeitreihen ausgewählt werden und mit dem Button die Wahl bestätigt wird. In der untersten Leiste kann die Ansicht verändert werden.

5.3 Datensatzvorschau

Für die Vorschau der Datensätze wurde eine schlichte Anzeige der Marker gewählt, die mittels Linien verbunden sind. Die Steuerung der Kamera funktioniert nach dem ArcBall-Prinzip. Dabei wird um das Objekt eine imaginäre Kugel gelegt. Die Kamera befindet sich immer auf der Oberfläche der Kugel. Bei einer Rechts-Links-Bewegung der Maus wird die Kamera um die senkrechte Achse bewegt. Bei einer Auf- und Abwärtsbewegung dreht sich die Kamera um die horizontale Achse. Ein dreidimensionales Achsenkreuz dient zur Orientierung. Die Achsenfarben sind für Benutzer mit einer Farbenfehlsichtigkeit verbessert.[BH01]

5.4 Frequenzfenster

Die Ansicht des Frequenzraumes besitzt drei Arten an Werkzeugen. Das erste Werkzeug ist die Bewegungssteuerung. Das zweite Werkzeug ist der Pinsel, zum Markieren der Frequenzen, die gefiltert werden. Das letzte Werkzeug ist der Radierer, der bereits erstellte Markierungen entfernt. Die letzten beiden Werkzeuge gibt es in zweifacher Ausführung. Einmal in der runden Form, mit einer Abschwächung der Intensität nach außen, um harte Kanten in der Markierung zu vermeiden. Die zweite Ausführung ist die Rechteckige, um große Flächen gleichmäßig zu markieren. Neben den Werkzeugen kann noch die Ansicht verändert werden.

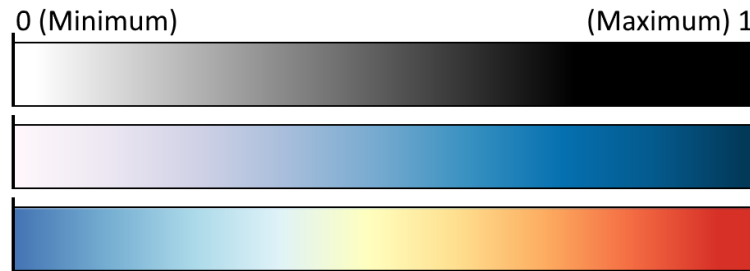


Abbildung 5.3: Alle drei Farbverläufe. Die obersten zwei sind sequenziell und der untere ist divergierend

Fensterfunktion: Es stehen vier Fensterfunktionen zur Auswahl mit unterschiedlichen Haupt- und Nebenkeulen. Die Hauptkeule einer Fensterfunktion ist das lokale Maximum im Frequenzraum. Die Nebenkeulen sind die kleineren lokalen Maxima neben der Hauptkeule. Je schmäler die Hauptkeule und kleiner die Nebenkeulen, desto besser ist die Fensterfunktion. Das Rechteck-Fenster gewichtet alle Werte gleich und entspricht der Fouriertransformation ohne Fensterfunktion. Die Hauptkeule bei dieser Fensterfunktion ist sehr breit. Das Bartlett-Fenster entspricht der Dreiecksfunktion und gewichtet die äußersten Datenpunkte mit $g(x = 0 \vee x = M - 1) = 0$ und den mittleren Wert mit $g(x = \frac{M-1}{2}) = 1$. Im Vergleich zum Rechteckfenster sind die Nebenkeulen nur halb so groß. Das Blackman-Harris-Fenster hat zwar eine breite Hauptkeule, jedoch noch kleinere Nebenkeulen. Das Flat-Top-Fenster hat ebenfalls eine breite Hauptkeule, liefert jedoch eine sehr genaue Amplitude.[Smi97]
Die visuellen Unterschiede der verschiedenen Fensterfunktionen werden im Kapitel 6.1 diskutiert.

Transferfunktion: Die berechnete Energiedichte kann je nach Wahl, entweder auf einer logarithmischen oder einer linearen Farbskala dargestellt werden. Zusätzlich kann die Energiedichte entweder nach dem lokalen Maximum des Zeitfensters oder nach dem globalen Maximum aller Zeitfenster normiert werden. Für die Farbwahl stehen zwei sequenzielle und ein divergierender Farbverlauf zur Verfügung. Auf der Abbildung 5.3 sind die unterschiedlichen Farbverläufe dargestellt. Die sequenziellen Farbverläufe stellen die Werte mit einer hell-dunkel Skala dar. Der divergierende Farbverlauf verwendet drei verschiedene Farben, um einen größeren Kontrast zwischen den niedrigen und den hohen Werten zu gewährleisten.

5.4.1 Erstellen der frequenzbereinigten Zeitreihe

Bei der Erstellung der frequenzbereinigten Zeitreihe laufen zwei Berechnungen durch. Zuerst werden die komplexen Fourierkoeffizienten berechnet. Hierfür muss ein komplexes Array erstellt werden. Dieses Array hat eine Größe von $(\frac{M}{2} + 1) * R$ mit der Fenstergröße M und der Anzahl der Fenster R . Aufgrund der Transformierung von reellen zu komplexen Zahlen

halbiert sich die Größe des Arrays und wird um eins erweitert, da der erste Fourierkoeffizient immer einen imaginären Anteil von null hat.

Als Nächstes wird ein FFTW-Plan erstellt. Dieser Plan enthält alle nötigen Algorithmen, die auf die Größe des Fensters optimiert sind, sowie die Pointer auf das Input- und Output Array. Als Input-Pointer wird die Speicheradresse des ersten Elements der zu filternden Zeitreihe angegeben. Beim Output-Pointer die Speicheradresse des ersten Elements des komplexen Arrays.

Für jedes Fenster wird jetzt der FFTW-Plan ausgeführt und somit die Fourierkoeffizienten berechnet. Nach jeder Berechnung müssen noch die Pointer aktualisiert werden, dazu wandert der Input Pointer um n und der Output Pointer um $\frac{n}{2} + 1$ Elemente weiter.

Die zweite Berechnung erzeugt eine einfarbige Textur, die die Intensität der Frequenzen für jeden Zeitbereich enthält. Die Verwendung der bereits berechneten Fourierkoeffizienten ist von der Zeitkomplexität her schlechter als die Neuberechnung. Aufgrund der Umkehrung des Faltungssatzes:[But09]

$$F(f \cdot g) = \frac{1}{2\pi} F(f) * F(g)$$

Die Multiplikation zweier Funktionen entspricht der Faltung im Frequenzraum. Die Berechnung einer diskreten Faltung mit n Samples ist schlechter als $\mathcal{O}(n^2)$, die Berechnung der Fouriertransformation liegt hingegen in $\mathcal{O}(n \log(n))$.

Dementsprechend werden, wie in der Berechnung der Fourierkoeffizienten, die gleichen schritte abgearbeitet. Jedoch werden vor der Fouriertransformation die Daten mit den Gewichten der Fensterfunktion multipliziert. Aus den komplexen Fourierkoeffizienten wird die Energiedichte berechnet und dann wahlweise logarithmisch skaliert, gleichzeitig werden von jedem Fenster die Maxima notiert. Zum Schluss werden die werte normiert, dabei entweder mit den jeweiligen Maxima oder mit dem gesamt Maximum. Die Transferfunktion wird im Fragmentshader mit einer zweiten Textur gelöst. Die erste Textur enthält die Energiedichten der Frequenzen und die zweite Textur ist eindimensional und enthält die ausgewählte Transferfunktion. Im Fragmentshader wird aus der ersten Textur die Energiedichte ausgelesen und als Texturkoordinate für die zweite Textur verwendet. Zu beachten ist, dass die eindimensionale Textur einen linear und die Fouriertextur einen nearest Minification- und Magnification-Filter hat.

5.4.2 Manipulieren der Frequenzen

Sobald mit dem Pinsel oder dem Radierer die Frequenzen bearbeitet werden, müssen zwei Berechnungen durchgeführt werden. Als Erstes muss die Zeitreihe aktualisiert werden. Die berechneten Fourierkoeffizienten werden mit den Gewichten aus der Pinsel-Markierung multipliziert und anschließend mit der inversen Fouriertransformation in den Ortsraum überführt.

Nur die Zeitfenster, die durch den Pinsel verändert wurden, müssen beachtet werden.

Als zweite Berechnung wird die Frequenztextur aktualisiert, um die Veränderung der Zeitreihe auch im Frequenzraum anzuzeigen. Zum Schluss wird noch ein Signal an die anderen Nebenfenster gesendet, damit Darstellungen ebenfalls aktualisiert werden.

6 Ergebnisse und Auswertung

In diesem Kapitel werden die Datensätze mittels der entwickelten Software analysiert und die Ergebnisse kritisch untersucht. Anschließend wird überprüft, inwiefern die erhobenen Anforderungen erfüllt wurden.

6.1 Darstellung des Frequenzraumes

Der Schwerpunkt dieser Arbeit ist die Darstellung einer Zeitreihe im Frequenzraum. Die Wahl der Fenstergröße sowie der Fensterfunktion spielt dabei eine erhebliche Rolle. Die Fenstergröße beeinflusst die Auflösung der Frequenzen und der Zeitabschnitte. Ein ideales Ergebnis wird mit einer Größe zwischen zwei und sechs Sekunden erzielt. Bei einer Schrittfrequenz zwischen einem und drei Hertz liegen somit mindestens zwei Perioden im Bereich des Fensters. Liegt nur eine Periode im Bereich des Zeitfensters, wird die Energiedichte der Lauffrequenz durch den Leck-Effekt überdeckt oder durch die Fensterfunktion unterdrückt. Für eine Fenstergröße über neun Schrittfolgen ist die menschliche Schrittfrequenz nicht konstant genug.

Die Wahl der Fensterfunktion optimiert die Darstellung. Je besser die Nebenfrequenzen des Leck-Effekts unterdrückt werden, desto schlechter wird die Frequenzauflösung. Abbildung 6.1 zeigt die Frequenzspektren mit der Rechteck-, Bartlett-, Flat-Top- und Blackman-Harris-Fensterfunktion. Das Rechteck-Fenster verdeutlicht, wie sich der Leck-Effekt auf die Spektralanalyse auswirkt. Die Lauffrequenzen sind nur als schwache rote Linien wahrzunehmen und Zeitabschnitte, die keine vielfache Periodendauer der Hauptfrequenz sind, bilden große Nebenfrequenzen. Diese Nebenfrequenzen sind als gelbe Balken in den Abbildungen 6.1a und 6.1b zu erkennen. Das Bartlett-Fenster halbiert die Nebenfrequenzen und gleicht somit die Zeitfenster an. Das Flat-Top Fenster filtert alle störenden Nebenfrequenzen, jedoch sind die Lauffrequenzen wegen der schlechten Frequenzauflösung nicht mehr klar voneinander zu trennen. Ein idealer Ausgleich zwischen beiden Vorteilen liefert das Blackman-Harris-Fenster. Der Leck-Effekt am Anfang und am Ende entsteht, weil der Proband nicht läuft und somit keine gleichmäßige Schwingung vorhanden ist.

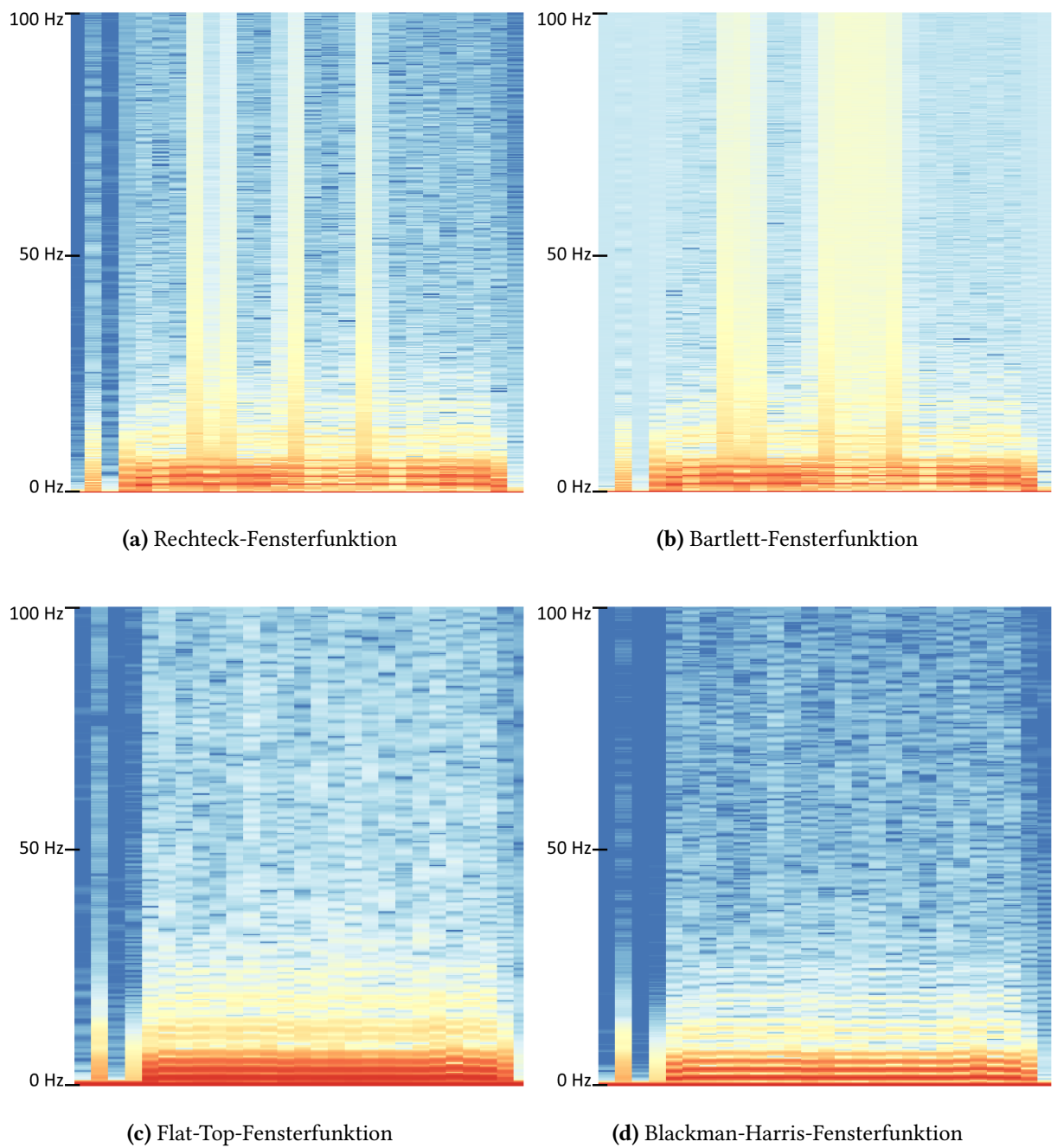


Abbildung 6.1: Spektrogramm der Steißbein X-Koordinate mit vier verschiedenen Fensterfunktionen. Die Fenstergröße beträgt 8s.

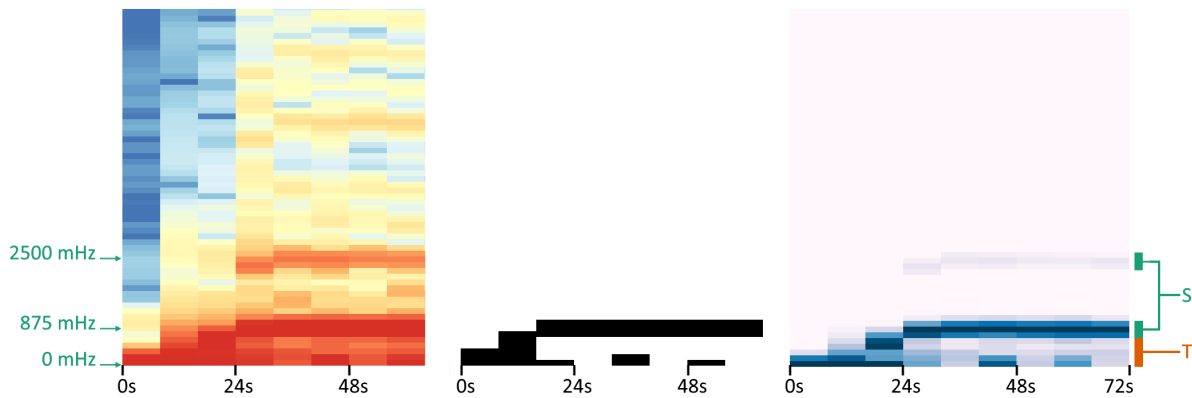


Abbildung 6.2: Spektrogramm der Steißbein X-Koordinate mit einer Fenstergröße von 8s. Links: logarithmische und divergierende Farbskala. Mitte: lineare Schwarz Weiß Farbskala. Rechts: Sequenzielle Blauton Farbskala. Die Markierung *S* zeigt die saisonale- und *T* die Trend-Komponente.

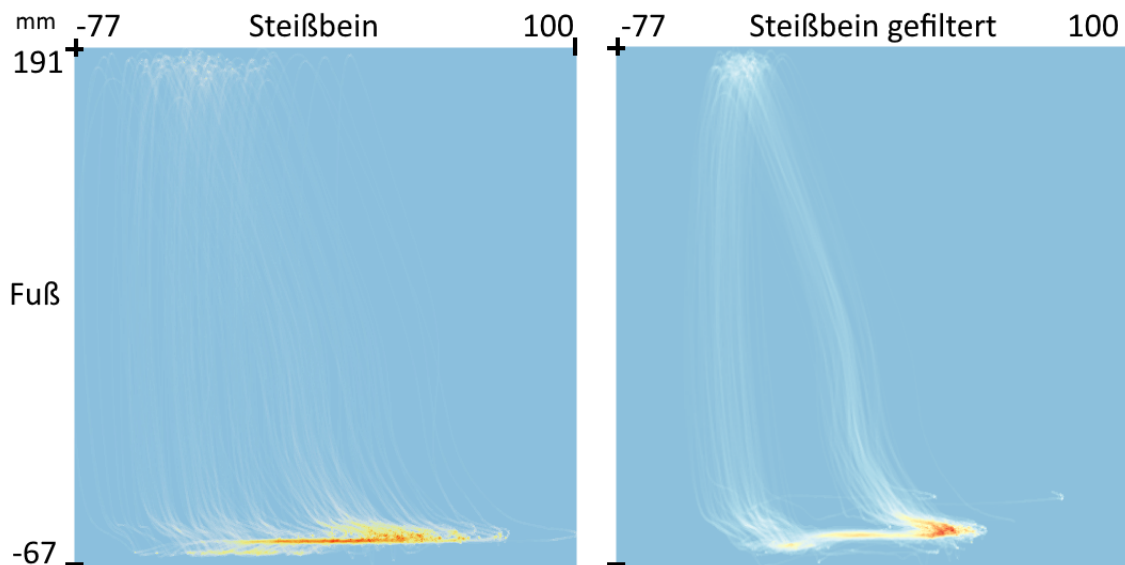


Abbildung 6.3: Zwei CSPLOM von der Fuß Z-Koordinate und der Steißbein X-Koordinate. Auf der linken Seite sind die Signale ungefiltert auf der rechten Seite ist das Steißbein-Signal ohne Trendkomponente.

6.2 Saison- und Trend-Bereinigung

Die Saison-Komponente (Lauffrequenz) und die Trend-Komponente sind als horizontale Balken im Spektrogramm zu erkennen. Die Abbildung 6.2 zeigt die Saison- und Trend-Komponente. Das Löschen der Frequenzen unterhalb der Hautfrequenz entspricht einer Trendbereinigung. Der Unterschied zwischen einer trendbereinigten und einer normalen Zeitreihe ist auf der Abbildung 6.3 zu erkennen. Die X-Koordinate des Steißbeins enthält die Schwingung der Laufbewegung sowie die Position des Probanden. Läuft der Proband nicht dauerhaft auf einer Linie, sondern variiert nach links und rechts, ergibt die Untersuchung des Schwingverhaltens keine eindeutigen Ergebnisse. Die Bereinigung der Trend-Komponente entfernt die Varianz der Laufposition. Die gefilterte Abbildung zeigt eindeutig das Verhältnis zwischen Fußhöhe und der horizontalen Position des Steißbeins. Zusätzlich sind sogar zwei Ausreißer zu erkennen, die zuvor in der Darstellung untergegangen sind. Die Ausreißer deuten entweder auf einen Messfehler oder einen Ausfallschritt hin.

Das Entfernen der Hauptfrequenzen entspricht einer Saisonbereinigung. Auf der Abbildung 6.4 wird die Kopfdrehung im Verhältnis zur Laufposition untersucht. In der linken Spalte der Abbildung ist nur zu erkennen, dass der Kopf hauptsächlich nach vorne schaut und das Steißbein horizontal schwingt. Bei der gefilterten Variante in der rechten Spalte ist zu erkennen, dass ein gesunder Proband 6.4a nur kleine Veränderungen der Laufposition bei einer Kopfdrehung unternimmt. Im Vergleich dazu sind bei einem Parkinson Probanden größere Ausgleichsbewegungen zu erkennen.

6.3 Analyse von Versuchsgruppen

Die Darstellung einer ganzen Versuchsgruppe wird mittels additivem Blending der Scatterplots erreicht. Die Abbildung 6.5 zeigt den Vergleich zwischen einem einzelnen Probanden und seiner Versuchsgruppe sowie den Unterschied von gesunden und an PSP erkrankten Probanden. Das Verhältnis zwischen dem Kopf und dem Augenwinkel zeigt in dieser Abbildung die vestibulookuläre Reflex Suppression und den motorischen Ablauf einer Fokussierung mit dem Kopf. Alle Linien, die auf der Diagonalen von oben links nach unten rechts liegen, sind auf den vestibulookulären Reflex zurückzuführen. Während der Kopf sich nach rechts bewegt, gleicht dies das Auge mit der entgegengesetzten Bewegung aus. Die zur Diagonalen parallel liegenden Linien verdeutlichen die Aktivität des vestibulookulären Reflexes während der Fokussierung einer LED. Der rote Mittelpunkt entspricht der natürlichen Kopfhaltung.

Die Darstellung der ganzen Versuchsgruppe zeigt wie präzise und schnell die Fokussierung bei gesunden Probanden im Vergleich zu den kranken ist.

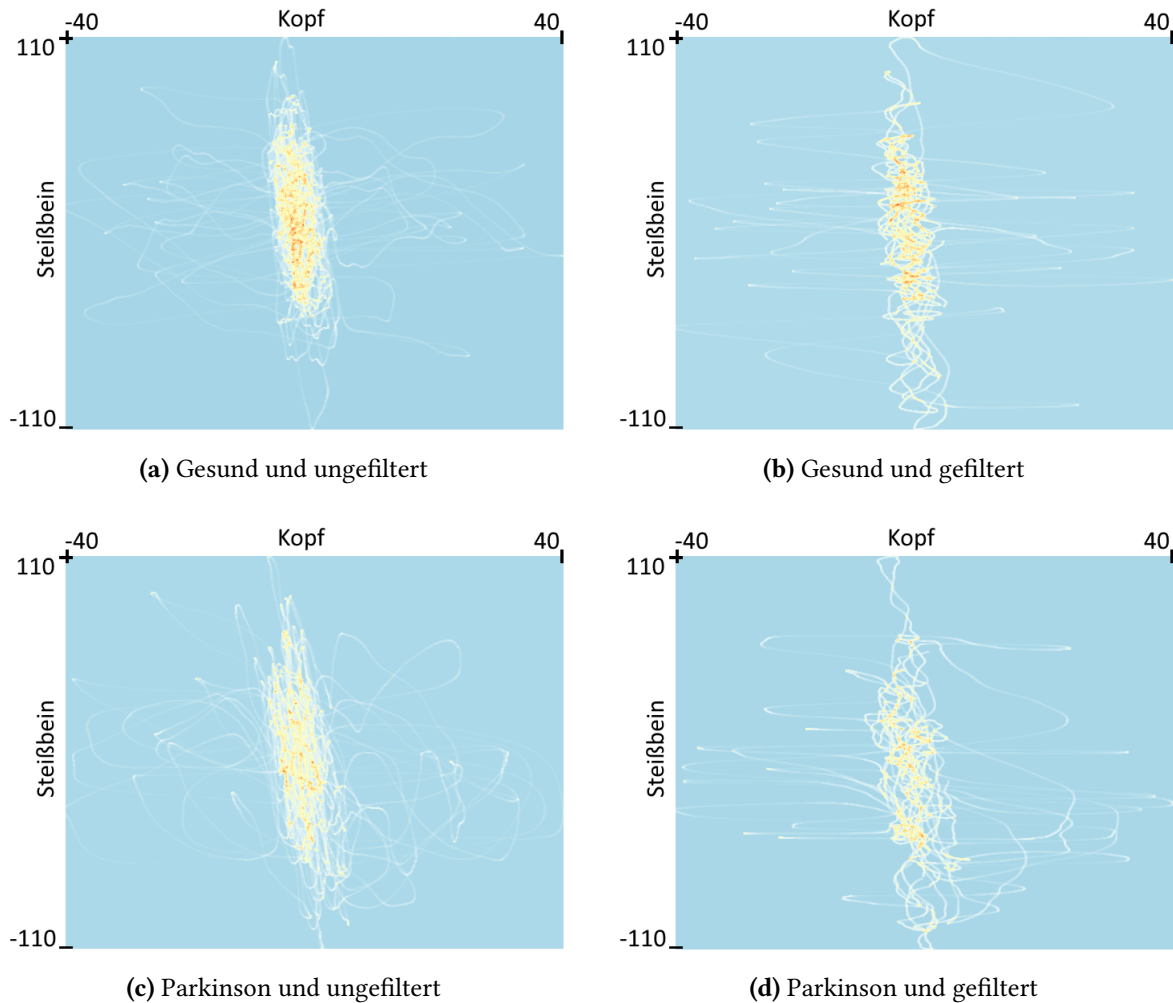


Abbildung 6.4: Vier CSPLOM von der Steißbein X-Koordinate und dem Kopf Horizontalwinkel. In der rechten Spalte ist das Steißbein Signal ohne Saisonkomponente dargestellt.

6.4 Bezug zu den Thesen

Für die Darstellung der Zusammenhänge der aufgezeichneten Daten ist der Vergleich von einzelnen Zeitreihen und ganzen Versuchsgruppen von großer Bedeutung. Im Rahmen dieser Arbeit wurde der Vergleich mittels Scatterplot-Matrizen realisiert. Eines der Hauptprobleme ist die Schwingung der Laufbewegung und die daraus resultierende Saison-Komponente in den Zeitreihen. Die interaktive Trennung der Saison- von der Trend-Komponente verbessert die Darstellung und ermöglicht eine präzisere Analyse. Die Darstellung einer ganzen Versuchsgruppe ist ebenfalls mit einer Scatterplot-Matrix realisiert. Eines der Probleme der Darstellung ist, dass es sich um verschiedene Personen handelt und diese sich nicht in ihren Bewegungsab-

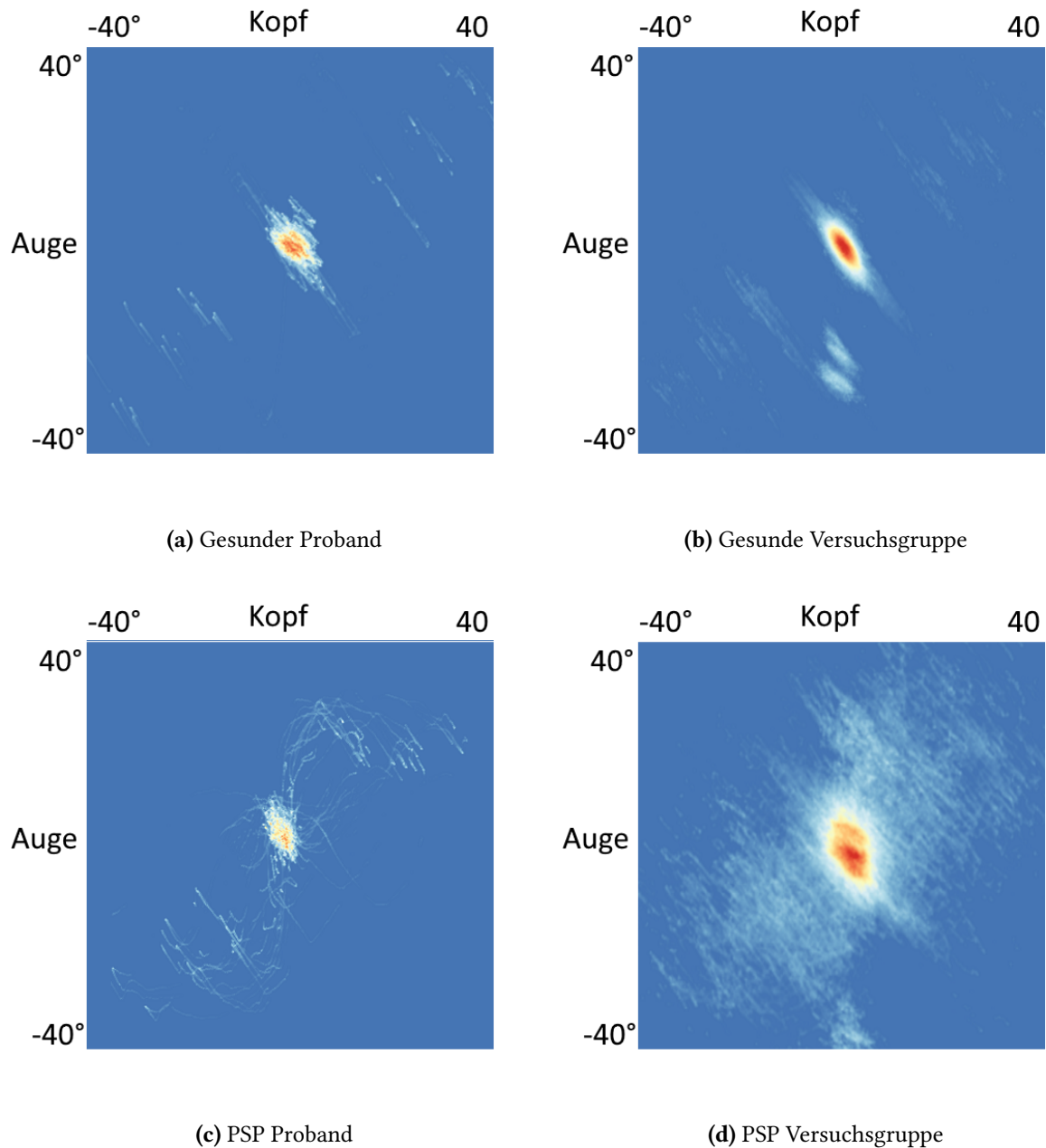


Abbildung 6.5: Vier CSPLOM von dem Horizontalwinkel des Kopfes und dem Augenwinkel. In der linken Spalte sind einzelne Probanden dargestellt. In der rechten Spalte jeweils eine ganze Versuchsgruppe.

laufen gleichen. Die Alignierung der Personen anhand der LED-Ereignisse löst das Problem nur teilweise, da das Schrittempo jeder Person zu sehr variiert. Eine Möglichkeit diese Varianz auszugleichen, bietet die Filterung der Saison-Komponente. Jedoch ist dieses interaktive Verfahren nur mit einem erheblichen Aufwand verbunden und für das erstellen einer Statistik ungeeignet. Eine Optimierung mithilfe von automatisierten Methoden wäre anhand von einer heuristischen Auswahl der Hauptfrequenzen oder einem effizienteren Markierungsverfahren möglich.

7 Fazit

Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein neues Konzept zur visuellen Analyse von zeitabhängigen Motion-Capturing- und Eye-Tracking-Daten vorgestellt. Das Konzept erlaubt neben der Fourier-Analyse-basierten Schwingungsdekomposition von Zeitreihen auch die grafische Darstellung von multi-dimensionalen Raum-Zeit-Daten in einer zeitkontinuierlichen Scatterplot-Matrix.

Die Implementierung des Prototypen ermöglicht anschließend die Untersuchung eines medizinischen Datensatzes, der zur Erforschung von Sturzursachen im höheren Alter aufgestellt wurde. Die Trend- und die Saisonbereinigung führten letztlich zur Verbesserung der grafischen Darstellung.

Ausblick

Die Weiterentwicklung, der im Rahmen dieser Arbeit erstellten Software, ist in mehreren Aspekten möglich.

Eine Erweiterungsmöglichkeit wäre die Automatisierung der Schwingungsdekomposition. Die Automatisierung würde ein erhebliches Zeitersparnis bei der Analyse von größeren Datensätzen bringen. Ein möglicher Ansatz wäre, eine Kantenerkennung im Spektrogramm zu erstellen, die die Lauffrequenzen automatisch an ihrer Struktur erkennt.

Ebenfalls eine mögliche Erweiterung wäre es die zeitkontinuierlichen Scatterplot-Matrizen der ganzen Versuchsgruppe visuell zu verbessern. Für eine bessere Darstellung könnten Häufungen mithilfe von Contour-Boxplots umrandet werden. Die Analyse würde dann qualitativ bessere Aussagen zulassen.

Literaturverzeichnis

- [And35] E. Anderson. „The irises of the Gaspé Peninsula“. In: *Bulletin of the American Iris Society* 59 (1935), S. 2–5 (Zitiert auf S. 32).
- [Bar50] M. S. Bartlett. „Periodogram Analysis and Continuous Spectra“. In: *Biometrika* 37.1/2 (Juni 1950), S. 1–16 (Zitiert auf S. 29).
- [BH01] C. Brewer und M. Harrower. *Colorbrewer 2.0: color advice for cartography*. 2001. URL: <http://colorbrewer2.org/> (Zitiert auf S. 37).
- [BR99] R. Baeza-Yates und B. Ribeiro-Neto. *Modern Information Retrieval*. ACM press New York, 1999, S. 258–261 (Zitiert auf S. 22).
- [But09] T. Butz. *Fouriertransformation für Fußgänger*. Springer, 2009, S. 53 (Zitiert auf S. 39).
- [CCJ90] R. B. Cleveland, W. S. Cleveland und I. T. J. E. McRae. „STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on loess“. In: *Journal of official statistics* 6.1 (1990), S. 3–73 (Zitiert auf S. 27).
- [Coh95] L. Cohen. *Time-frequency analysis*. Prentice hall PTR, 1995 (Zitiert auf S. 31).
- [DGL87] R. Duvoisin, L. Golbe und F. Lepore. „Progressive supranuclear palsy.“ In: *The Canadian journal of neurological sciences. Le journal canadien des sciences neurologiques* 14.3 Suppl (1987), S. 547–554 (Zitiert auf S. 14).
- [Duc07] A. Duchowski. *Eye tracking methodology: Theory and practice*. Bd. 373. Springer Science und Business Media, 2007 (Zitiert auf S. 14).
- [GHWG14] S. Grottel, J. Heinrich, D. Weiskopf und S. Gumhold. „Visual Analysis of Trajectories in Multi-Dimensional State Spaces“. In: *Computer Graphics Forum* 33.6 (Mai 2014), S. 310–321 (Zitiert auf S. 32, 33).
- [Gro15] S. Grottel. *Abschluss des VICCI-Projekts – Teil 1*. 2015. URL: <http://www.sgrottel.de/?p=1240> (Zitiert auf S. 35).
- [HG79] G. M. Halmagyi und M. A. Gresty. „Clinical signs of visual-vestibular interaction.“ In: *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry* 42.10 (Okt. 1979), S. 934–939 (Zitiert auf S. 14).
- [mP F84] P. D. med. P. Fischer. *Parkinson plus*. Hrsg. von P.-A. Fischer. Springer Science Business Media, 1984, S. 2–5 (Zitiert auf S. 14).

- [Nan11] Nanoxyde. *Human body front and side*. File: Human_body_front_and_side.svg. 2011. URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Human_body_front_and_side.svg (Zitiert auf S. 19).
- [Nic16] Nicoguardo. *Iris dataset scatterplot*. File: Iris_dataset_scatterplot.svg. 2016. URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Iris_dataset_scatterplot.svg (Zitiert auf S. 32).
- [Nie13] O. Niemitalo. *Window function and its Fourier transform: Blackman–Harris window*. File: Window_function_and_frequency_response_-_Blackman-Harris.svg. 2013. URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Window_function_and_frequency_response_-_Blackman-Harris.svg (Zitiert auf S. 30).
- [Sch13] H. Scherer. *Das Gleichgewicht*. Springer-Verlag, 2013 (Zitiert auf S. 14).
- [Smi97] S. Smith. *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing*. California Technical Publishing, 1997. Kap. 9, S. 169–184 (Zitiert auf S. 38).
- [SMK+15] K. Srulijes, D. J. Mack, J. Klenk, L. Schwickert, E. A. F. Ihlen, M. Schwenk, U. Lindemann, M. Meyer, S. K.C., M. A. Hobert, K. Brockmann, I. Wurster, J. K. Pomper, M. Synofzik, E. Schneider, U. Ilg, D. Berg, W. Maetzler und C. Becker. „Association between vestibulo-ocular reflex suppression, balance, gait, and fall risk in ageing and neurodegenerative disease: protocol of a one-year prospective follow-up study“. In: *BMC Neurology* 15.1 (Okt. 2015), S. 192 (Zitiert auf S. 13, 18).
- [SRO14] J. Steele, J. Richardson und J. Olszewski. „Progressive Supranuclear Palsy: A Heterogeneous Degeneration Involving the Brain Stem, Basal Ganglia and Cerebellum With Vertical Gaze and Pseudobulbar Palsy, Nuchal Dystonia and Dementia“. In: *Archives of Neurology* 34.02 (Juni 2014), S. 129–150 (Zitiert auf S. 14).
- [WDW11] WDWD. *Spectral leakage Sine*. File: Spectral_leakage_Sine.svg. 2011. URL: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Spectral_leakage_Sine.svg (Zitiert auf S. 30).

Alle URLs wurden zuletzt am 03. 05. 2016 geprüft.

Erklärung

Ich versichere, diese Arbeit selbstständig verfasst zu haben. Ich habe keine anderen als die angegebenen Quellen benutzt und alle wörtlich oder sinngemäß aus anderen Werken übernommene Aussagen als solche gekennzeichnet. Weder diese Arbeit noch wesentliche Teile daraus waren bisher Gegenstand eines anderen Prüfungsverfahrens. Ich habe diese Arbeit bisher weder teilweise noch vollständig veröffentlicht. Das elektronische Exemplar stimmt mit allen eingereichten Exemplaren überein.

Ort, Datum, Unterschrift