Diplomarbeit

Brain-Computer Interface basierend auf taktiler P300

Benjamin Weiss



Technische Universität Graz

Institut für Semantische Datenanalyse Krenngasse 37 8010 Graz

Begutachter und Betreuer Assoc. Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Gernot Müller-Putz Institutsvorstand Univ.-Prof. Dr. phil. Christa Neuper

Graz, Dezember 2010

Abstract

Brain-Computer Interfaces (BCIs) based on tactile stimulation have the advantage of not using the auditory or visual system. They are especially suitable for persons with impairments in hearing and seeing. The aim of this study is to determine the feasibility of a tactile P300 BCI.

Fast bursts at intervals of 200 ms were used to stimulate the fingertips of the right hand. By focusing attention on a specific finger (oddball paradigm), P300 were elicited. Ten persons took part in this experiment. The elicited brain signals were recorded, processed, and classified. The grand averages for each finger were computed and compared with each other. A stepwise linear discriminant analysis and a bootstrap analysis were also performed on the data.

All participants reached a classification accuracy over 70 %. The classification accuracy, the P300 amplitudes, as well as the latency differs significantly between the fingers (p<.05).

This kind of BCI might be tested in detail by an online study.

Keywords: Brain-Computer Interface, BCI, tactile, P300, somatosensory

Zusammenfassung

Brain-Computer Interfaces (BCIs), die auf taktiler Stimulation basieren, belasten weder das auditorische, noch das visuelle System des Benutzers. Sie sind somit, besonders für Personen mit Einschränkungen in diesen Bereichen, eine Alternative zu bereits bekannten Systemen. Ziel dieser Arbeit war es, zu untersuchen, ob sich P300 Potentiale, die durch vibro-taktile Stimulation an den Fingerkuppen ausgelöst werden, für ein BCI eignen.

Die Fingerspitzen der rechten Hand wurden mit schnellen Bursts im Abstand von 200 ms stimuliert. Durch die Fokussierung auf einen bestimmten Finger (Oddball-Paradigma) konnten P300 ausgelöst werden. Es nahmen 10 Personen an diesem Experiment teil. Die mittels Elektroenzephalogramm (EEG) gemessenen Gehirnsignale aufgezeichnet, verarbeitet und klassifiziert. Für die Auswertung wurden die Grand averages für jeden Finger getrennt gebildet und anschließend die Zusammenhänge untersucht. Weiters wurde eine schrittweise lineare Diskriminanzanalyse (SWLDA) der Daten mit einer Bootstrapanalyse durchgeführt.

Alle Teilnehmer erreichten eine Klassifikationsgenauigkeit von über 70 %. Die Klassifikationsgenauigkeit, die P300 Amplituden und deren Latenz unterscheiden sich signifikant zwischen den Fingern (p<.05).

Es scheint daher möglich zu sein, diese Art des BCIs im Online Versuch eingehend zu testen.

Stichwörter: Brain-Computer Interface, BCI, taktil, P300, somatosensorisch

Inhaltsverzeichnis

1.	1. Einleitung									
	1.1.	Brain-Computer Interface	1							
		1.1.1. Gehirnsignale \ldots	2							
		1.1.2. Signalaufnahme	3							
	1.2.	Der menschliche Tastsinn	5							
		1.2.1. Die Rezeptoren der Haut	5							
1.3. Bisherige Arbeiten über BCIs basierend auf P300 und taktiler Stim										
	1.4.	Motivation	12							
	1.5.	Ziele	12							
2.	Met	hoden	13							
	2.1.	Prinzip	13							
	2.2.	Hardware	14							
	2.3.	Software-Modell	16							
	2.4.	Experiment	19							
		2.4.1. EEG - Aufzeichnung	19							
		2.4.2. Versuchsteilnehmer \ldots	21							
		2.4.3. Paradigma	22							
	2.5.	Signalverarbeitung	23							
		2.5.1. Klassifikation \ldots	26							
		2.5.2. Bootstrap \ldots	28							
		2.5.3. Offline Analyse	29							
3.	Erge	ebnisse	30							
4.	1. Diskussion									
Referenzen										
Α.	A. Verbleibende Abbildungen									

1. Einleitung

In den letzten 20 Jahren gewann das Brain-Computer Interface (BCI) im Bereich der Kommunikation und Steuerung von Prothesen wesentlich an Bedeutung [36]. Diese Kommunikationsschnittstelle gibt Patienten mit Paralysierungszuständen die Möglichkeit, Teile der verlorenen Bewegungsfreiheit zu ersetzen [24]. Zudem bietet das BCI Menschen die sich im Locked-in Zustand befinden, einem Stadium fast vollständiger Lähmung aber erhaltenen Bewusstseins, eine Möglichkeit mit der Außenwelt zu kommunizieren [2]. Außerdem kann das BCI für Steuerungs- und Kommunikationszwecke auch vom gesunden Menschen genutzt werden [51].

1.1. Brain-Computer Interface

BCIs sind technische Systeme die eine direkte Verbindung zwischen Gehirn und Computer zur Verfügung stellen [51].



Abbildung 1: Das in fünf Teile (Signalaufnahme, Vorverarbeitung, Feature Extraktion, Klassifikation und Applikationsinterface) unterteilte Konzept eines Brain-Computer-Interfaces [16].

In Abbildung 1 ist der in fünf Komponenten aufgeteilte, übliche Aufbau eines BCIs dargestellt. Es werden Signale mittels einer geeigneten Messmethode (EEG, MEG, NIRS, etc.) nichtinvasiv oder invasiv (ECoG, Nadelelektroden, etc.) abgenommen und digitalisiert.

Das aufgenommene Signal wird vorverarbeitet, die Features extrahiert und eine Klassifikation durchgeführt. Nach der Signalverarbeitung können die ermittelten Informationen an eine Applikation weitergeleitet werden. Mittels Feedback werden Informationen an den Benutzer des BCIs übermittelt.

1.1.1. Gehirnsignale

Es gibt viele verschiedene Typen von Signalen die vom Gehirn erzeugt werden und für ein BCI genutzt werden können. Grundsätzlich kann dabei zwischen zwei Phänomenen unterschieden werden:

• Ereignis-korrelierte Potentiale (EKPs)

EKPs treten nach einem bestimmten Reiz oder Event auf. Sie sind zeit- und phasengebunden zu einem externen oder internen Stimulus. Die Signalamplituden der EKPs (im Bereich von μ V) sind im Vergleich zum EEG sehr klein und müssen deshalb durch ein geeignetes Verfahren (z.B. Mitteln mehrerer EKPs) extrahiert werden [37].

– Evozierte Potentiale (EPs)

Diese Potentiale sind durch Sinnesreize ausgelöste Potentialänderungen am Kortex. EPs werden je nach Art des exteren Stimulus weiter unterschieden in: visuell evozierte Potentiale (VEP), akustisch evozierte Potentiale (AEP), somatosensorisch evozierte Potentiale (SEP) und olfaktorisch evozierte Potentiale (OEP) [37].

- Steady-state evozierte Potentiale (SSEPs)

SSEPs entstehen durch einen äußeren Reiz, der sich in einer vorgegeben Frequenz wiederholt. Bei Wahl einer geeigneten Frequenz (ab 6 Hz) entsteht eine stabile Oszillation in den betroffenen Hirnregion [28]. SSEPs können ebenso in der Art des äußeren Stimulus unterschieden werden in: SSVEP (Steadystate visuell evozierte Potentiale), SSAEP (Steady-state akustisch evozierte Potentiale) und SSSEP (Steady-state somatosenorisch evozierte Potentiale) [26].

– **P300**

Die P300-Komponente entsteht bei Auftreten eines signifikanten auditorischen, visuellen oder somatosensorischen Reizes (Oddball-Paradigma). Sie ist eine positive Welle die ungefähr 300 ms nach dem applizierten Reiz auftritt [10].

– weitere EKPs

sind langsame kortikale Potentiale (SCPs), das Bereitschaftspotential und Movement related Potentials (MRPs).

• (spontane) Oszillationen

Neuronale Netzwerke können verschiedene Zustände der Synchronität, mit Oszillationen bei verschiedenen Frequenzen, einnehmen. Diese Veränderung der Oszillationen sind nur zeitgebunden aber nicht phasengebunden [32, 35].

- Event-related Desynchronisation (ERD)

Die ERD beschreibt eine Abnahme der Amplitude oder Leistung in spezifischen Frequenzbändern (gegenüber einem Referenzintervall) auf Grund der Desynchronisation von bestimmten Neuronenverbänden [35].

- Event-related Synchronisation (ERS)

Die ERS beschreibt eine Erhöhung der Amplitude oder Leistung in spezifischen Frequenzbändern (gegenüber einem Referenzintervall) auf Grund einer Erhöhung der Synchronität bestimmter Neuronenverbände [35].

Die wichtigsten Frequenzbänder befinden sich im Alpha-Band $(7-13\,{\rm Hz})$ und im Beta-Band $(13-30\,{\rm Hz}).$

1.1.2. Signalaufnahme

Grundsätzlich kann bei der Art der Signalaufnahme zwischen invasiven und nichtinvasiven Techniken unterschieden werden.

• Invasive Messmethoden

Bei invasiven Verfahren befinden sich Teile des Messsystems im Körper. Diese müssen operativ implantiert werden.

Invasive Methoden die epidurale, subdurale oder intrakortikale Elektroden benutzen erhalten Signale mit einen besserem Signal-Rausch-Verhältnis und einer besseren örtlichen Auflösung, als bei nichtinvasiven Methoden [11, 51].

Eine Methode ist das Elektrokortikogramm (ECoG) bei dem die Gehirnsignale mit Hilfe direkt am Gehirn implantierter Elektroden abgeleitet wird. Eine andere Methode ist das Implantieren von Nadelelektroden in eine Hirnregion.



Abbildung 2: Verschiedene Methoden und Elektrodenpositionen bei invasiven und nichtinvasiven Messsystemen [6, 27].

• Nichtinvasive Messmethoden

Bei nichtinvasiven Messsystemen befinden sich alle Teile des Messsystems außerhalb des Körpers.

– Elektroenzephalogramm (EEG)

Das EEG ist eine seit langem verwendete und kostengünstige Methode, um direkt die elektrische Aktivität am Schädel zu messen. Beim EEG werden Potentialdifferenzen zwischen verschiedenen Elektroden auf der Kopfhaut gemessen, die von postsynaptischen Potentialen einer großen Anzahl von Neuronen herrühren. Die Vorteile dieser Messmethode sind sowohl die kostengünstige und einfache Anwendung, als auch die gute zeitliche Auflösung im Millise-kundenbereich. Die Nachteile sind eine schlechte räumliche Auflösung (Zentimeterbereich), niedrige Signalamplituden (ca. 0–200 μ V) und der schlechte Signal-Rausch-Abstand.

– Magnetoenzephalogramm (MEG)

Das MEG ist eine direkte Messmethode die kleinste Magnetfelder (ca. 10^{-15} T) mittels hochempfindlicher Detektoren, den SQUIDs (Superconducting Quantum Interference Device), misst. Diese Methode hat sowohl eine gute räumliche (ca. 5 mm), als auch gute zeitliche (Millisekundenbereich) Auflösung. Ein wesentlicher Nachteil dieses Verfahrens ist die kostenintensive Hardware, die für die Messungen notwendig ist [18].

– Nahinfrarotspektroskopie (NIRS)

Die NIRS ist eine indirekte Messmethode, die auf Interaktion des Lichtes mit dem Gewebe basiert. Es wird Licht im Nahinfrarotspektrum (630–1350 nm) verwendet um die geringe Absorption des Gewebes für Licht in diesem Wellenlängenbereich auszunützen. Bei einer neuronalen Aktivierung verändert sich auf Grund der neurovaskulären Kopplung die Hämoglobinkonzentration und somit die Lichtabsorption im Gewebe. Die zeitliche Auflösung liegt im Sekundenbereich, die räumliche Auflösung im Zentimeterbereich [9].

- funktionelles Magnetresonanzimaging (fMRI)

Das fMRI misst die metabolischen Änderungen im Gehirn, basierend auf den Prinzipien der Magnetresonanztomographie. Es wird üblicherweise das BOLD (blood oxygen level-dependent) Signal gemessen. Diese Messmethode hat eine gute räumliche Auflösung, aber den Nachteil einer schlechten Zeitauflösung (Sekundenbereich) und einer sehr teueren Hardware [50].

1.2. Der menschliche Tastsinn

Die Haut besitzt eine Vielzahl von Endorganen (eine spezielle Struktur am Ende einiger motorischer oder sensorischer Nervenfasern), die sich in der Art der Erregung und in ihrem Aufbau unterscheiden. Jede Art von Endorgan ist spezifisch auf eine Erregungsart abgestimmt.

Der Tastsinn ist durch die Qualitäten Druck, Berührung und Vibration, die Wahrnehmungsschwelle, Tastpunkte sowie Abhängigkeit der subjektiven Empfindungsintensität von der Reizstärke charakterisiert [47].

1.2.1. Die Rezeptoren der Haut

In der unbehaarten Haut gibt es beim Menschen vier verschiedene Mechanorezeptoren [48]. Jeder Mechanorezeptortyp unterscheidet sich hinsichtlich seiner Struktur, Adaptionsgeschwindigkeit, Empfindlichkeit und der Größe seiner rezeptiven Felder. Weiterführende Informationen sind unter [46, 47] nachzulesen.

• Merkel-Scheiben und Ruffini-Körperchen (SAI und SAII)

Die Merkel-Scheiben und Ruffini-Körperchen werden durch die mechanische Deformierung der Haut erregt. Sie werden deshalb auch als Intensitätssensoren bezeichnet. Je höher die Intensität der Hautdeformation ist, desto mehr steigt die Entladungsfrequenz der SA-Sensoren an. Weiters enthält die Entladung der Sensoren Information über die Reizdauer. Sie weisen im Bereich von 0.3 bis 3 Hz die höchste Sensitivität auf [47].

• Meissner-Körperchen (RA)

Die Entladungsfrequenz der RA-Sensoren steigt mit zunehmender Geschwindigkeit der Hautdeformation. Daher werden die Meissner-Körperchen auch als Geschwindigkeitssensoren bezeichnet. Die höchste Sensitivität besitzen die Meissner-Körperchen zwischen 10 und 50 Hz [47].

• Vater-Pacini-Körperchen (PC)

Die PC sind sowohl Druck-, als auch hochempfindliche Vibrationsrezeptoren. Sie werden nicht durch anhaltenden Druck erregt sondern durch Deformierung und Entlastung. Der empfindlichste Bereich liegt im Bereich von 200 bis 300 Hz. Bei einer ständig wiederkehrenden Belastung (z.B. Belastung in Form eines Sinussignals oder Burstsignals) werden Aktionspotentiale synchron mit der Periode ausgelöst [47].



Abbildung 3: Die charakteristischen Entladungsmuster der vier Mechanorezeptoren in unbehaarter Haut bei rampenförmiger Beanspruchung. Modifiziert aus [47].

Die Wahrnehmung eines Reizes an einer Stelle des menschlichen Körpers erfolgt durch das Zusammenspiel aller Hautrezeptoren. Für jeden Frequenzbereich gibt es einen bestimmten Mechanorezeptor der besonders gut anspricht. Das gilt auch für verschiedene Arten der Belastung wie Druck, Geschwindigkeit oder Beschleunigung. Alle Mechanorezeptoren haben jedoch gemeinsam, dass sie mechanische Reize oder Verformung von Hautzellen und Haarzellen in Aktionspotentiale umwandeln.

Räumliches Auflösungsvermögen der Mechanorezeptoren

Ein rezeptives Feld im Gebiet der Sinnesrezeptoren ist der Bereich, in dem die eintreffenden Reize an ein einziges Neuron weitergeleitet werden. Die Größe dieser Felder hängt vom Typ des Mechanorezeptors ab. Die SAI und die RA besitzen sehr kleine rezeptive Felder. Die SAII, wie auch die PC haben große rezeptive Felder. Die PC besitzen auf Grund ihrer Lage (Subcutis) und ihrer hohen Empfindlichkeit die größten rezeptiven Felder.



Abbildung 4: Räumliches Auflösungsvermögen und Innervationsdichte der Mechanorezeptoren in der Hand. Modifiziert aus [47].

Die unterschiedlichen Innervationsdichten (Afferenzen pro Fläche) der Handfläche sind Abbildung 4 zu entnehmen. Die Innervationsdichten sind an der Handfläche am geringsten, an den Fingern am höchsten. Die deutlich höchste Dichte an Afferenzen weist die Hand an den Fingerspitzen auf. Die Dichte der RA- und SAI-Afferenzen sind unterschiedlich für verschiedene Punkte auf der Hand, für SAII- und PC-Afferenzen ist sie über die gesamte Hand annäherungsweise gleich [47].

Das räumliche Auflösungsvermögen (minimaler Abstand zwischen zwei Punkten der noch erkannt werden kann) des Tastsinns korreliert mit der Innervationsdichte von Mechanorezeptoren mit kleinen rezeptiven Feldern, jedoch nicht mit Mechanorezeptoren mit großen rezeptiven Feldern [38].

Verteilung der PC in den Fingern

Die Verteilung der Mechanorezeptoren in den Händen ist, wie beschrieben, vom Ort abhängig. Stark et al. [44] führten eine Studie über die exakte Verteilung der PC in den menschlichen Händen durch. Sie konnten zeigen, dass die Verteilung der PC zwischen den einzelnen Finger sehr unterschiedlich sein kann. In Tabelle 1 ist die durchschnittliche Anzahl von PC proximal, medial und distal am Finger ersichtlich. Im, für diese Studie interessanten, distalen Bereich des Fingers nimmt die Anzahl an PC vom Daumen bis zum kleinen Finger kontinuierlich ab.



Abbildung 5: PC Verteilung in der linken (a) und rechten (b) Hand zweier unterschiedlicher Personen. A = hypothenar. B = thenar. C = metacarpus. D = nervus medianus E = nervus ulnaris [44].

In Abbildung 5 ist die Verteilung der PC in der linken Hand einer Frau und in der rechten Hand eines Mannes dargestellt. Kumamoto et al. [22] zeigten die Verteilung der PC in den Händen eines Affen. In dieser Studie ist ersichtlich, dass die Anzahl dieser Mechanorezeptoren auch zwischen linker und rechter Hand unterschiedlich sein kann. Ebenfalls ist ersichtlich, dass die Innervation von Daumen, Zeige- und Mittelfingern durch den Nervus medianus erfolgt, die des kleinen Fingers aber durch den Nervus ulnaris. Die Innervation des Ringfingers erfolgt durch beide Nerven. Die Verteilung der PC kann individuell sehr unterschiedlich sein.

	Proximal	Middle	Distal	Total	Range
Daumen	12		12	38	28-50
Zeigefinger	21	7	10	62	44-89
Mittelfinger	23	6	9	63	35-124
Ringfinger	18	5	9	60	34–96
kleiner Finger	10	5	8	39	25 - 59
Total	84	23	48	262	

Tabelle 1: Verteilung der PC in den menschlichen Fingern. Es sind die Anzahl der PCin den verschiedener Bereichen der Hand dargestellt. Modifiziert aus [44].

1.3. Bisherige Arbeiten über BCIs basierend auf P300 und taktiler Stimulation

BCIs basierend auf P300

Das erste BCI wurde von Vidal 1973 entwickelt [49]. Farwell und Donchin entwickelten 1988 ein BCI basierend auf visueller P300, den ersten sogenannten Speller [14]. Der Benutzer wurde in die Lage versetzt mit seinen Gedanken ein Botschaft zu übertragen. Das Blinken einer zufälliges Spalte oder Reihe in einer Matrix stellte ein Oddball-Paradigma dar, welches das Auslösen von P300 zur Folge hatte. Dadurch konnte das vom Benutzer ausgewählte Zeichen in der Matrix detektiert werden.

Steady-state somatosensorisch evozierte Potentiale und vibrotaktiles Feedback

Müller-Putz et al. konnte zeigenn, dass ein BCI basierend auf steady-state somatosensorisch evozierte Potentiale (SSSEPs) möglich ist [30].

In den Arbeiten von Chatterjee et al. [7] und Cincotti et al. [8] ist ersichtlich, dass die Verwendung vibro-taktiler Stimuli als Feedback eine sinnvolle Alternative darstellt.

P300 basierend auf taktile Stimulation

Es konnte bereits in früheren Arbeiten (z.B. Satomi et al. [39]; Nakajima und Imamura [31]) bewiesen werden, dass P300 auch durch taktile Stimulation ausgelöst werden können. In diesen Studien wurden die P300 mittels elektrischer und mechanischer Stimuli erzeugt. Allerdings wurden sehr große Stimulationszeiten und Stimulationspausen (Sekundenbereich) benutzt, die sich nicht für ein BCI eignen.

BCIs basierend auf taktiler P300

Brouwer und van Erp [4] untersuchten 2008 ob sehr schnell präsentierte vibro-taktile Reize an unterschiedlichen Positionen rund um den Bauch P300 auslösen können. Elf Probanden trugen über ihren Kleidern eine einstellbare Weste mit acht vibrierenden Taktoren, die sich ungefähr auf Nabelhöhe befanden.

Es wurden Experimente mit verschieden Kombinationen der Taktoren durchgeführt (Abbildung 6). Jeweils einer der Taktoren vibrierte 188 ms (on-zeit) und pausierte anschließend 438 ms (off-zeit), mit einer Stimulationsfrequenz von 160 Hz.



Abbildung 6: Schematische Darstellung des Taktorenlayouts in den verschiedenen Bedingungen. Die grauen Felder stellen die benutzten Taktoren, die weißen Felder die inaktiven Taktoren und die schwarzen Felder aktive Taktoren dar, die doppelt so häufig vibrieren als die anderen Taktoren [5].

Es wurden, wie in Abbildung 6 dargestellt, vier verschiedene Möglichkeiten getestet: Two, Four, Six und FourPlus. Die Namen beziehen sich auf die im System aktiven Taktoren. Je höher die Anzahl der aktiven Taktoren ist, desto mehr ablenkende Stimuli gibt

es. Dies zicht wiederum eine mögliche Verbesserung der P300 nach sich. Die FourPlus-Messung diente zum Vergleich mit der Four- und Six-Variante.

Jede Sequenz startete mit einem Taktor als Target. Alle anderen dienten zur Ablenkung. In der folgenden Sequenz war der gegen den Uhrzeigersinn, nächste Taktor das Target. Alle anderen Taktoren war wieder als Ablenkung vorgesehen. Die bei FourPlus schwarz eingezeichneten Taktoren wurden nicht als Target-Taktoren benutzt. Jeder Taktor vibrierte 10 mal pro Sequenz.

Zur Klassifikation wurde eine schrittweise lineare Diskriminanzanalyse (SWLDA) mit einem Maximum von 60 Features durchgeführt. Die Klassifikationsgenauigkeit entsprach bei der FourPlus Bedingung ungefähr 62 %, korrigiert mit einer Ratechance von 17 %. Es konnte gezeigt werden, dass ein BCI basierend auf taktiler P300 möglich ist.

Erst kürzlich (2010) führten Brouwer und van Erp wieder erweiterte Experimente zu dieser Thematik durch [5].

In allen Versuchen trugen die Probanden eine Westen mit 62 Taktoren um dem Bauch, jedoch wurden nur 12 der Taktoren benutzt. Die Bedingungen wurden gleich wie in der vorhergehenden Arbeit gewählt.

• Einfluss der Änderung von Vibrationsdauer und Pausendauer der Taktoren auf die Klassifikationsgenauigkeit.

Es kamen vier unterschiedliche Einstellungen für die on-off-time der Taktoren zum Einsatz: Short-On (63 ms on, 313 ms off), Medium-On (188 ms on, 188 ms off), Long-On(376 ms on, 0 ms off) und Baseline (188 ms on, 438 ms off).

Es zeigte sich, dass die Klassifikationsgenauigkeit bei Short-On und bei Long-On drastisch sank, jedoch die Klassifikationsgenauigkeit zwischen Baseline und Medium-On ungefähr gleich blieb. Durch die Reduzierung der Stimulationsdauer konnte jedoch eine 1.7 mal höhere Bitrate erzielt werden.

• Bei der Bedingung "Medium-On" wurde die on-off-time variiert.

Es wurden vier verschiedene Einstellungen für die on-off-time der Taktoren verwendet: Long On - Short Off (188 ms on, 63 ms off), Medium On - Medium Off (125 ms on, 125 ms off), Medium On - Short Off (376 ms on, 0 ms off) und Long On - Long Off (188 ms on, 188 ms off).

Bei diesem Experiment konnte die Klassifikationsgenauigkeit nicht mehr weiter verbessert werden.

1.4. Motivation

Bei den gut erforschten BCIs, die auf P300 mittels visueller Stimulation beruhen, müssen sich die Benutzer auf einen gewissen Reiz konzentrieren. Besonders für Personen mit visueller Einschränkung (z.B. Sehbehinderte, ALS) ist es ein Problem solche Systeme zu bedienen. BCIs, die auf taktiler Stimulation basieren, haben den großen Vorteil weder das visuelle noch das auditorische System zu belasten.

Brouwer und van Erp [5] konnten zeigen, dass ein BCI basierend auf taktiler Stimulation möglich ist. Auf Grund der kleineren rezeptiven Felder und der höheren Dichte von Mechanorezeptoren in den Fingerkuppen ist eine Verbesserung der Klassifikationsgenauigkeit, sowie der Stimulationsgeschwindigkeit durchaus möglich und als sinnvolle Alternative weiter zu untersuchen.

1.5. Ziele

In dieser Arbeit werden die EEG-Antworten auf vibro-taktile Reize untersucht. Das Ziel der Arbeit ist zu zeigen, dass ein BCI basierend auf P300 mittels taktiler Stimulation der Fingerkuppen möglich ist. Ein weiteres Ziel ist es eine möglichst hohe Stimulationsgeschwindigkeit, sowie eine Klassifikationsgenauigkeit über 70 % zu erreichen.

Das System soll implementiert und an zehn Teilnehmern getestet werden. In einer Offlineanalyse sollen die besten Einstellungen und Methoden ermittelt und angewendet werden.

2. Methoden

In diesem Kapitel werden alle im Experiment verwendeten Methoden und Geräte vorgestellt.

2.1. Prinzip

Das Experiment wurde grundsätzlich, wie in Abbildung 7 dargestellt, aufgebaut. Es wurden digitale Rechtecksignale generiert und an die Ansteuerungen weitergeleitet, in welcher das Signal verstärkt und an die Stimulatoren weitergegeben wurde. Als taktile Reize wurden schnelle Bursts verwendet, mit denen die Mechanorezeptoren in den Fingerkuppen stimuliert wurden. Um die bestmögliche Wirkung zu erzielen musste die Burst-Frequenz an die mechanischen Rezeptoren angepasst werden. Die optimale Frequenz zur Anregung der Vater-Pacini-Körperchen liegt zwischen 200–300 Hz.



Abbildung 7: Eine Prinzipskizze des durchgeführten Experiments. Den Probanden wurde das EEG am Kopf abgenommen, verstärkt, gefiltert und aufgezeichnet. Über die Ansteuerung wurden die Stimuli vom Computer an die in der Handhalterung versenkten Stimulatoren weitergegeben.

Auf Grund der Fokussierung des Probanden auf die präsentierten Stimuli ergaben sich unterschiedliche Gehirnaktivitäten. Mittels des EEG-Verstärkers wurde das Signal verstärkt und gefiltert um anschließend am Computer gespeichert zu werden.

Stimulationssignal

Zur Erzeugung von somatosensorisch evozierten Potentialen müssen spezifische Hautrezeptoren mittels vibro-taktiler Reize stimuliert werden. Die Vater-Pacini-Körperchen sind im Bereich von 200–300 Hz am sensibelsten. Es wurde daher ein Burst mit der Frequenz von 255 Hz gewählt um die Rezeptoren optimal anzusprechen.



Abbildung 8: Darstellung des benutzten Burst. Der Burst besteht aus einer begrenzten Anzahl von gleichen Rechteckimpulsen. Der 200 ms andauernde Burst enthält 51 Rechteckimpulse. Daraus ergibt sich eine Burst-frequenz von 255 Hz.

Ein Burst besteht aus einer begrenzten Anzahl von Rechteckimpulsen genau definierter Dauer. Bei einer Frequenz von 255 Hz besteht der Burst aus genau 51 Rechteckimpulsen in einem Zeitraum von 200 ms. In Abbildung 8 ist einer der erzeugten Stimuli, mit denen die Fingerkuppen gereizt wurden, dargestellt.

2.2. Hardware

Die für die Messung benötigte Ansteuerung, sowie die Handhalterung samt Stimulatoren, wurden aus der Masterarbeit von Breitwieser übernommen [3]. Details über die Konstruktion der Handhalterung, sowie Einzelheiten (z.B. Berechnungen, Schaltpläne, etc.) der Ansteuerung können in dieser Arbeit nachgelesen werden (Seite 16–21).

Stimulator

Eine einfache Art die, für den Burst benötigten, Vibrationen herzustellen, stellen Audio-Lautsprecher dar. Am besten eignen sich sogenannte Audio-Transducer da sie eine kleine

Bauform aufweisen die für die Konstruktion (die Halterung für die Stimulatoren) notwendig war.

Es gibt 2 verschiedene Ausführungen von Audio-Transducer:

- Piezo basierend
- Elektromechanisch betätigt

Bei den elektromechanisch betätigten Audio-Transducer sind im Gegensatz zu den Piezo basierenden Audio-Transducern wesentlich größere Weglängen bei niedrigerer Spannung möglich. Deshalb wurde trotz der größeren Bauform der elektromechanische Audio-Transducer gewählt, der 12 mm KSQG706BP Magnetic Transducer¹.

Charakteristika:

- $\bullet\,$ maximale Spannung: $1.5\,\mathrm{V}$
- Innenwiderstand: ca. $60\,\Omega$
- typische Frequenz: 2 kHz



Abbildung 9: Foto des verwendeten Audio Transducers KSQG706BP von Kingstate

Stimulatorhalterung

Zur Montage der Stimulatoren und zur richtigen Positionierung der Hand während den Messungen wurde eine Handform aus Zement gegossen (Abbildung 10). Die ausgewählten Stimulatoren wurden am Ende der ausgegossen Finger versenkt, und in der Betonform montiert um einen zu großen Druck auf die Stimulatoren zu vermeiden. Um die durch die Versenkung der Stimulatoren tiefere Montage zu kompensieren, wurde eine Scheibe von 8 mm Durchmesser und einer Höhe von ca 1 mm auf den mechanisch aktiven Teil des Stimulators geklebt. Dadurch ergab sich eine Stimulationsfläche von ca 50 mm². Das hohe Gewicht der Betonform verhinderte ungewollte Verschiebungen während den Messungen.

¹ Kingstate Electronics Corp., Taiwan

Ansteuerung

Durch den geringen Innenwiderstand der Stimulatoren war eine Verstärkerschaltung (Ansteuerung) notwendig. Die Ansteuerung sollte ebenfalls gewährleisten, dass alle 5 Stimulatoren betrieben werden können.



Abbildung 10: In dieser Abbildung ist die benutze Ansteuerung und die Handhalterung mit eingebauten Stimulatoren ersichtlich. Die Ansteuerung wurde auf einer Seite mit den digitalen Ports, auf der anderen Seite mit den Stimulatoren der Handhalterung, verbunden.

2.3. Software-Modell

Die zu entwerfende Software hatte folgende grundlegende Punke zu erfüllen:

• Erzeugen

Die Erzeugung von Bursts der richtigen Zeit und Frequenz und die exakte zeitliche Abfolge der Stimuli gemäß dem Stimulationsparadigma

• Aufzeichen

Sowohl die aufgenommen, gefilterten und digitalisierten EEG-Signale, als auch die Stimulationszeitpunkte in einem "General Data Format" (GDF)-File² abzuspeichern

 $^{^2\}mathrm{GDF}$ - A general data format for biosignals http://arxiv.org/abs/cs/0608052v6

Das Modell wurde in 2 Funktionseinheiten unterteilt. Der in Abbildung 11 dargestellte linke Zweig des Ablaufdiagramms stellt die Aufzeichnung und Verarbeitung des EEGs dar, während der rechte Zweig die Steuerung der Hardware darstellt. Das Eingangssignal wurde mit Hilfe einer Elektrodenhaube monopolar über 17 Kanäle aufgezeichnet und vorverarbeitet. Im nächsten Schritt wurde das Signal mit einer Samplefrequenz von 512 Hz digitalisiert und in einem entsprechenden File abgespeichert. Im rechten Zweig wurden die Stimuli (Bursts in der Reihenfolge des Stimulationsparadigmas) erzeugt. Der zeitliche Ablauf wurde ebenfalls im File gespeichert und mittels der externen Ansteuerung an die Stimulatoren weitergegeben.



Abbildung 11: Schema des Modellprinzips. Das Signal wird über 17 Kanäle monopolar aufgezeichnet, gefiltert, digitalisiert und abgespeichert. Die Stimuli werden erzeugt, an die externe Ansteuerung (Stimulatoren) weitergeleitet und die Zeitpunkte der Stimuli abgespeichert.

Das EEG-Signal und die Zeitpunkte der Stimuli wurden im selben File abgespeichert. Aus dem EEG-Signal wurden mithilfe dieser Zeitpunkte die Datensätze in targetrelevante und nicht targetrelevante Datensegmente unterteilt. Zuletzt wurden die besten Features (Zeitpunkte) ausgewählt und die P300 Klassifizierung durchgeführt.

Modell unter Matlab/Simulink

Das Modell wurde mit Matlab/Simulink³ unter Verwendung des Matlab Realtime-Windows Target entwickelt. Ebenfalls kamen die rtBCI-Libary und die biosig-Toolbox von Biosig Project zum Einsatz [40, 41].

 $^{^3\}mathrm{Mathworks}$ Inc., Natick, Massachusetts, United States, www.mathworks.com



Abbildung 12: Simulink-Modell in Matlab. Das EEG-Signal wurde über die DAQ-Karte an die verbunden Blöcke (GUI Scope, Remote Scope, Save as GDF file) weitergegeben. Im "Save as GDF file"-Block wurde das Signal in einem GDF-file abgespeichert. Der "Stimulate fingers"-Block war für die Erzeugung der Bursts zuständig.

Beschreibung der wichtigsten Bestandteile:

• Save as GDF file

Es wird sowohl das von der DAQ-Karte digitalisierte Signal als auch die durch den "control-Block" erzeugten Stimulationszeitpunkte in einem GDF-file abgespeichert. Außerdem werden weitere Informationen wie Samplefrequenz oder Probandendaten gespeichert [40, 41].

• Stimulate fingers

In dieser Einheit werden die Analog-Switches (c1-c5) gesteuert. Die Analog-Switches werden, gemäß dem Stimulationsparadigma, im Takt des "Control-Blocks" geschalten. Die Auswahl des zu stimulierenden Fingers erfolgt durch Setzen eines bestimmten Analog-Switches.

• Control

Diese Einheit ist die Steuerzentrale des Simulink-Modells. Es werden die im Block gespeicherten zeitliche Abfolgen ausgeführt und somit die zeitliche Abarbeitung der Blöcke definiert [40, 41].

• Output-Block

Zum "Output-Block" gehören die Analog-Switches (c1-c5), die Gains (Gain-Gain4) und der digitale Output. Durch das Schalten der Analog-Switches wird jeweils ein bestimmter Stimulator aktiviert:

- $\circ c1 \longrightarrow Daumen$
- \circ c2 \longrightarrow Zeigefinger
- $\circ c3 \longrightarrow Mittelfinger$
- $\circ c4 \longrightarrow Ringfinger$
- $\circ\$ c5 \longrightarrow kleiner Finger

Beim Aktivieren eines Analog-Switches erhält dieser Block den Wert "1". Alle nichtaktivierten Blöcke sind auf den Wert "0" eingestellt. Durch die Multiplikation des gesetzten Analog-Switches mit dem Gain resultiert die richtige Adresse für den digitalen Port. Über den digitalen Output wird der Port mit der resultierenden Adresse aktiviert.

• GUI Scope und Remote Scope (UDP)

Diese beiden Blöcke dienen zur Darstellung des EEGs während den Messungen. GUI Scope stellt das EEG am Bildschirm des Messrechners dar, während Remote Scope das EEG über LAN (mittels UDP) auf dem Bildschirm eines Rechners im Netzwerk darstellt [40, 41].

2.4. Experiment

2.4.1. EEG - Aufzeichnung

Zur Abnahme des EEG wurde eine Elektrodenhaube und gesinterte Ag/AgCl Elektroden der Firma easycap⁴ verwendet. Die Elektrodenhaube stellte 64 Elektrodenpositionen nach dem internationalen 10-20 System [20] zur Verfügung. Der Abstand zwischen den Elektroden ist entweder 10 % oder 20 % der größten Distanz am Schädel (Distanz Inion

 $^{^4\}mathrm{EASYCAP}$ GmbH, Herrsching-Breitbrunn, Germany, www.easycap.de

bis Nasion oder zwischen den beiden präaurikulären Punkten), dadurch werden durch das 10-20 System die Elektrodenpositionen auf dem Kopf festgelegt.

Die Elektroden wurden mittels Adaptoren auf der Elektrodenhaube befestigt. Um einen guten Kontakt zwischen Kopfhaut und Elektroden sicherzustellen wurden an den zu messenden Elektrodenpositionen Elektrolytpaste verwendet. An keiner Position trat eine Impedanz von über 5 k Ω auf.

Das EEG wurde auf 17 monopolare Kanälen unter Verwendung zweier g. BS
amp EEG-Verstärker von g.tec 5 aufgezeichnet.



Abbildung 13: Positonen der EEG-Elektroden (entsprechend dem internationalen 10-20 System) auf der Kopfhaut. Die Positionen an denen aufgenommen wurde sind blau eingefärbt. Die Masseelektrode wurde am linken und die Referenzelektrode am rechten Mastoid montiert.

 $^{^5\}mathrm{g.tec}$ Guger Technologies OEG, Graz, Austria, www.gtec.at

Bei allen Elektroden wurde gegen den linken Mastoid referenziert und gegen den rechten Mastoid geerdet.

Zur Vorfilterung wurde der Bandpass des Verstärkers mit 0.5 Hz und 100 Hz Grenzfrequenz eingestellt. Ebenfalls kam ein Notchfilter zum Einsatz der Einkopplungen aus dem Stromnetz verhindert. Der Verstärker wurde mit einer Sensitivität von $100 \,\mu\text{V}$ betrieben. Die EEG-Aufzeichnung und die Ansteuerung wurde mittels der DAQ-Karte NI6031 von National Instruments⁶ durchgeführt. Die Samplefrequenz betrug 512 Hz.

2.4.2. Versuchsteilnehmer

Das Experiment wurde an zehn gesunden Probanden durchgeführt. Alle Teilnehmer waren Rechtshänder und hatten keine Einschränkungen des Tastsinns an den Fingerkuppen der rechten Hand. Neun dieser Teilnehmer waren männlich und eine davon weiblich. Es gab eine Altersspanne von 19 bis 28, dies entsprach einem durchschnittlichem Alter von 24.3 ± 3.9 Jahren. Die Teilnehmer AP3 und BC3 benutzten das System bereits in einem vorhergehenden Testlauf und hatten somit Erfahrung mit dem System. Alle anderen Probanden benutzten das System zum ersten Mal.

Allen Teilnehmern wurde das Experiment vorher erläutert. Außerdem wurde ein Probelauf durchgeführt um die Teilnehmer an die Gegebenheiten zu gewöhnen und Missverständnisse während der Messungen zu vermeiden. Diese Maßnahme wurde ebenfalls durchgeführt um sicherzustellen, dass die Teilnehmer schon vor dem Experiment eine passende Position ihrer Hand auf der Stimulatorhalterung gefunden hatten. Im Probelauf wurde auch darauf geachtet, dass die Probanden entspannt waren, und sich keine Artefakte im EEG befanden.

Auf Grund der Geräusche der Stimulatoren im aktiven Betrieb und der dadurch verursachten möglichen Ablenkung vom Versuch wurde den Teilnehmern während den Messungen rosa Rauschen über Kopfhörer abgespielt. Die Lautstärke wurde für jeden Probanden je nach Wohlbefinden eingestellt. Das Summen der Stimulatoren wurde aber von keinem der Teilnehmer wahrgenommen. Dadurch wurde sichergestellt, dass die P300 nicht durch auditorische Einflüsse, sondern durch somatosensorische Reize entstanden. Den Teilnehmern wurde aufgetragen bei jedem Run die Stimuli am targetrelevanten Finger zu zählen. Die Probanden hatten den Zählwert zu notieren und festzuhalten wie leicht oder schwer es ihnen gefallen war die Stimulationen zu erfühlen.

⁶National Instruments Corporation, Austin, Texas, United States, www.ni.com

2.4.3. Paradigma

Das benutzte Verfahren basiert auf dem Oddball-Paradigma. Dieses beschreibt eine bestimmte Serie gleichbleibender Reize in denen ein unerwarteter, signifikanter Reiz mit geringerer Wahrscheinlichkeit dargeboten wird [37]. In diesem Versuch wurde der signifikante Reiz durch ein Zählen einer bestimmten Stimulation erreicht (z.B. Zählen aller Stimulationen am Daumen).

In Abbildung 14 ist eine Darstellung zeitlichen Ablaufs ersichtlich. Ein Trial bestand aus 10 nacheinander angeordneten 200 ms Blöcken. Es wurde jeweils ein Finger mit einem Burst stimuliert und danach eine 200 ms lange Pause eingelegt. Diese Abfolge wiederholte sich 5 mal wobei die Finger zufällig ausgewählt wurden. Die Möglichkeit, dass zwei mal der gleiche Finger hintereinander stimuliert wird, wurde in dieser Versuchsreihe ausgeschlossen.

Es ergab sich eine Trialzeit von 2 Sekunden. Bei jedem Probanden wurden 3 Runs pro Finger durchgeführt, wobei jeder Run aus 50 Trials bestand. Zwischen den Runs wurde eine Pause für die Probanden eingelegt die ungefähr fünf Minuten dauerte. Jeder der Runs startete mit einer 10 Sekunden langen Pause und einer Pause von fünf Sekunden am Ende des Runs um Artefakten vorzubeugen. Dadurch ergibt sich eine Dauer von 115 Sekunden pro Run.



Abbildung 14: Darstellung des Stimulationsparadigmas mit der Stimulation am Daumen als signifikanten Reiz. Jeder 200 ms lange Burst ist gefolgt von einer 200 ms andauernden Stimulationspause. Daraus ergibt sich eine Trialdauer von 2 Sekunden. Die Wahrscheinlichkeit des unerwarteten, signifikanten Reizes beträgt 20 %.

Den Teilnehmern wurde vor jedem Run mitgeteilt welchem Finger die Fokussierung galt. Eine Fokussierung, die laut dem Oddball-Paradigma eine P300 auslösen kann, wurde durch das Mitzählen der Stimuli am targetrelevanten Finger erreicht.

Die Probanden zählten die Anzahl der auftretenden Stimuli pro Run und merkten sich diese. Die Wahrscheinlichkeit des Reizes am zu fokussierenden Finger war 20 % und die der anderen Finger war 80 %.

In diesem Experiment wurden zehn Trials zusammengefasst und die 50 Bursts randomisiert dargeboten. Dadurch ist das Auftreten der Stimulationen für die Probanden weniger berechenbar.

2.5. Signalverarbeitung

Die für die Signalverarbeitung herangezogene Software war Matlab/Simulink. Ebenfalls kam die BioSig-Toolbox und die rtsBCI-Libary zum Einsatz [40, 41].

Artefaktentfernung

Es gibt zwei unterschiedliche Typen von Artefakten: **exogene Artefakte**(z.B. Elektrodenrauschen, Verstärkerrauschen, etc.) und **biologische Artefakte** (z.B. Elektrookulogramm (EOG), Elektromyogramm (EMG), etc.). Durch benutzen von Elektrolytgel bei der Elektrodenmontage und Messung in einer geschirmten Messzelle konnten exogene Artefakte auf Grund von Elektrodenrauschen und elektromagnetischer Einstrahlungen weitestgehend vermieden werden.

Zur Vermeidung von biologischen Artefakten wurde den Probanden mitgeteilt, die Augenund Muskelaktivität, auf ein Minimum zu beschränken. Ebenso wurde darauf geachtet, dass die Probanden während der Messungen möglichst entspannt waren.

Es wurde eine visuelle Kontrolle auf Artefakte an den aufgezeichneten Datensätzen vorgenommen. Trials mit starken EMG Artefakten oder starken EOG Artefakten wurden bei der Offlineanalyse nicht berücksichtigt.

Auf Grund der Entfernung von Trials standen weniger Trials in der Offline-Analyse zur Verfügung.

Kanalauswahl

Aus den zur Verfügung stehenden 17 Kanälen wurden mehrere Kombinationen und Methoden getestet. Die Quellableitung nach der Laplace-Methode [34] (Potentialdifferenz

zwischen der Quellelektrode und dem Mittelwert der Potentiale der umgebenden Elektroden) über C3, Cz und C4 brachten keine zufriedenstellende Signalverbesserung.

Die P300 traten am stärksten auf den zentralen Elektrodenpositionen auf, dies deckt sich mit anderen Arbeiten (z.B. Donchin et al. [10]).

Auf Grund dessen wurden folgende Kanäle ausgewählt:

- Kanal 1: Fz
- Kanal 2: Cz
- Kanal 3: Pz

Durch die Reduzierung der Kanäle und somit der Daten, kann einem möglichen Auftreten von Overfitting vorgebeugt werden. Außerdem ergab sich durch die Reduktion eine drastische Verringerung der Berechnungszeit bei der Offlinedatenanalyse.

Filterung

Auf Grund der hohen Datenmengen bei einer Samplefrequenz von 512 Hz wurden die Daten durch Downsampling um den Faktor 8 reduziert. Dies hatte zur Folge, dass nur jedes achte Sample zur Berechnung herangezogen wurde.

Zur Signalglättung wurde ebenfalls ein Tiefpass-Filter als digitaler Butterworth-Filter der dritten Ordnung mit einer Grenzfrequenz von $f_g = 8$ Hz implementiert.

Mittelungsprozess

Da die P300 ein Teil des sehr viel größeren EEG sind, müssen die sie vom restlichen EEG getrennt werden. Dies wird durch Mitteln mehrerer targetrelevanter Datensegmente erreicht. Durch den Mittelungsprozess werden Komponenten im EEG die nicht gleichmäßig auftreten schrittweise eliminiert.

$$SRV(dB) = 20 \cdot \log \frac{\sqrt{N} \cdot U_S}{U_R}$$
(1)

Wie in Formel 1 ersichtlich, verbessert sich das Signal-Rausch-Verhältnis (SRV) mit der Anzahl an Komponenten N die gemittelt werden (U_S =Signalspannung, U_R =Rauschspannung).

Durch die Optimierung des SRVs verbessert sich auch die Klassifikationsgenauigkeit. Die Anzahl der Datensegmente sinkt jedoch durch den Mittelungsprozess.

Trennen der Datensemente

Bei jedem Teilnehmer wurde im Zuge der Studie dieselbe Anzahl an Runs, Trials und Stimuli durchgeführt:

- Runs: 3
- Trials: 50 pro Run
- Stimuli: 250 pro Run

Zum Auswerten mussten die Daten zuerst sortiert werden. Die Unterteilung erfolgte in targetrelevante Datensätze und nicht targetrelevante Datensätze.



Abbildung 15: Darstellung der Aufteilung in targetrelevante Datensätze und nicht targetrelevante Datensätze. Nach der Entfernung von Artefakten wurden 20% der Datensegmente in targetrelevante Datensätze, sowie 80% der Datensegmente in nicht targetrelevante Datensätze unterteilt.

Bei jedem Teilnehmer wurden für jeden der 5 Finger 3 Runs durchgeführt. Da jeder Run aus 50 Trials besteht, die jeweils 5 Stimuli beinhalten, ergeben sich 250 Stimuli pro Durchgang, also insgesamt 750 Stimuli pro Finger. Es ergeben sich daraus 150

targetrelevante Stimuli sowie 600 nicht targetrelevante Stimuli für jeden Finger. Ein targetrelevanter Stimuli bedeutet, dass die Teilnehmer bei Auftreten einer Stimulation am targetrelevanten Finger zählen sollten. Ein nicht targetrelevanter Stimuli bedeutet, dass der Teilnehmer nicht zählen sollte. Bei den meisten Teilnehmern weicht die Zahl der targetrelevanten Stimuli aber auch der nicht targetrelevanten Stimuli vom ursprünglichen Wert ab, da im Vorfeld Artefakte aus dem EEG entfernt wurden.

2.5.1. Klassifikation

Lineare Diskriminanzanalyse (LDA)

Eine einfache Methode Daten zu klassifizieren stellt die 1936 durch Fisher beschriebene LDA dar [15]. Sie versucht Daten auf Grund verschiedener Merkmale in Gruppen zu unterteilen. Diese Methode verwendet eine lineare Hyperebene um zwischen den verschieden Klassen zu diskriminieren. Durch diese Hyperebene wird versucht den Abstand zwischen den Mittelwerten der beiden Gruppen zu maximieren.

$$w = (\mu_1 - \mu_2)^T \cdot \Sigma_{12}^{-1} \tag{2}$$

$$y = w^T x + w_0 \tag{3}$$

In der Gleichung 2 stellen μ_1 und μ_2 die Mittelwerter der Klassen und Σ_{12} die Kovarianz der Daten dar. In der Gleichung 3 stellt w den Gewichtsvektor, w_0 den Bias und y die Ausgangsvariable dar.

Für y gilt:

- $y(x) < 0 \longrightarrow$ Klasse 1
- $y(x) > 0 \longrightarrow$ Klasse 2

Schrittweise lineare Diskriminanzanalyse (SWLDA)

Zur Klassifikation der P300 wurde die SWLDA benutzt. Bisherige Studien über P300-BCI (z.B. Donchin et al. [10] Sellers und Donchin [43]) haben gezeigt, dass die SWLDA gleich gut oder besser funktioniert als viele andere mögliche Methoden. Krusienski und Kollegen verglichen LDA, SWLDA und Support Vektor Machine (SVM) miteinander und kamen zum Schluss, dass die SWLDA sehr gut zur Klassifikation von P300 geeignet ist [21].

Die SWLDA ist ein Klassifikationsverfahren dass auf Fisher 's Diskriminanzanalyse basiert, die aber nur signifikante Features zur Berechnung der Gewichte heranzieht [12]. Sie ist eine systematische Methode die Terme, basierend auf deren statistische Signifikanz, dem Modell hinzufügt oder aus ihm entfernt.

Es werden folgende Schritte durchgeführt:

- 1. Zu Beginn jedes Zyklus wird für alle Features die Signifikanz mittels eines F-Tests berechnet und die Features nach ihrer p-Werte geordnet.
- 2. Wenn ein Term dem Modell noch nicht zugehörig ist und einen p-Wert p_{in} kleiner als die Eintrittsgrenze besitzt, wird der Term dem Modell hinzugefügt.
- 3. Wenn sich ein Term im Modell befindet dessen p-Wert größer ist als die Austrittsgrenze p_{out} dann wird der Term aus dem Modell entfernt.
- 4. Die ersten beiden Punkte werden wiederholt bis kein Term dem System hinzugefügt und entfernt wurde oder das im System eingestellte Maximum an Iterationsschritten erreicht wurde.

Die Grenzen und die Iterationsschritte der SWLDA wurden wie folgt eingestellt:

- $p_{in} = 0.1$
- $p_{out} = 0.15$
- Iterationsschritte: 10

Die eingestellten Grenzen und Iterationsschritte sind üblich zur Klassifikation von P300 [43]. Zur Durchführung der SWLDA wurde die Funktion "stepwisefit", aus der von Matlab bereitgestellten Statistik Toolbox, verwendet.

2.5.2. Bootstrap

Das Bootstrapsampling ist eine statistische Methode des Resamplings. Die grundlegende Idee des Bootstrapsamplings ist das Ziehen mit Zurücklegen [13].



Abbildung 16: Funktionsweise des Bootstrapsamplings. Durch Ziehen und Zurücklegen werden aus einer Originalstichprobe künstliche neue Stichproben erschaffen.

Es wird zufällig ein Element aus der Originalstichprobe gezogen, gespeichert und anschließend wieder zurückgelegt. Im nächsten Schritt wird ebenfalls wieder gezogen, gespeichert und zurückgelegt. Durch das Zurücklegen der Elemente ist es möglich, dass ein Element welches zuvor schon gezogen wurde erneut gezogen wird (siehe Abbildung 16). Es wird solange aus der Originalstichprobe gezogen bis die gewünschte Länge der künstlichen Stichprobe erzeugt wurde. Es ist nun möglich beliebig viele künstliche Stichproben aus einer einzigen Stichprobe zu erzeugen.

2.5.3. Offline Analyse

Das System der Offline-Analyse ist in Abbildung 17 dargestellt. Zu Beginn wurden die 3 Kanäle: Fz, Cz, Pz aus den 17 aufgenommenen Kanälen ausgewählt. Darauf folgte eine Unterteilung der Daten in targetrelevante und nicht targetrelevante Datensätze. Im nächsten Schritt wurden die Datensegmente mittels Butterworth-Filter mit 8 Hz tiefpassgefiltert und durch Downsampling um den Faktor 8 reduziert.



Abbildung 17: Schema der Offlineanalyse. Die aufgezeichneten Daten wurden sortiert, gefiltert und ein Downsampling durchgeführt. Danach wurde das Bootstrapsampling mit steigender Anzahl von Mittelungen der Datensegmenten und die Klassifikation mittels SWLDA durchgeführt. Schlussendlich erhält man die Genauigkeit der Klassifikation.

Danach wurden mittels Bootstrapsamplings aus den originalen Datensegmente 1000 getrennte künstliche targetrelevante und nicht targetrelevante Datensegmente erzeugt und der beschriebene Mittelungsprozess auf die getrennten Datensegmente angewandt. Durch die SWLDA wurden die signifikantesten Features extrahiert und die Gewichte mittels Fishers Diskriminanzanalyse bestimmt. Mit Hilfe dieser Gewichte und des berechneten Bias wurden die Datensegmente klassifiziert. Danach wurde schrittweise die Anzahl der Mittelungen (N) erhöht und wieder das Bootstrapsampling sowie die SWLDA durchgeführt.

Diese Prozedur wurde 10 mal wiederholt um schlussendlich die Genauigkeit der Klassifizierung zu erhalten.

3. Ergebnisse

3. Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der beschriebenen Methoden dargestellt. Für alle Probanden sind die Grand averages für jeden Finger dargestellt. Zusätzlich sind genauere Abbildungen des Zeigefingers mit den Standardabweichungen ersichtlich. In Tabelle 2 sind die Verteilungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente für jeden Run dargestellt.

Tabelle 2: Die Tabelle zeigt die Verteilung der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensätze bei den verschiedenen Runs und Fingern. Bei den Abbildungen der P300 werden die Daten jeder Spalte herangezogen.

	Daumen	Z eigefinger	Mittelfinger	Ringfinger	kleinerFinger
Run 1-3	target	nicht target	nicht target	nicht target	nicht target
Run 4-6	nicht target	target	nicht target	nicht target	nicht target
Run 7-9	nicht target	nicht target	target	nicht target	nicht target
Run 10-12	nicht target	nicht target	nicht target	target	nicht target
Run 13-15	nicht target	nicht target	nicht target	nicht target	target

Allen Teilnehmern wurde aufgetragen für jeden Run die Stimuli am targetrelevanten Finger zu zählen und anschließend zu notieren. Die Abweichungen vom Idealwert (150 Stimuli) und die Amplituden der P300 aller Probanden sind in Tabelle 3 dargestellt. Die Klassifikationsgenauigkeiten der SWLDA sind in Tabelle 4 ersichtlich.

Die Grand-Averages und die Klassifikationsgenauigkeiten der Probanden BF8 und BG6 sind in diesem Kapitel dargestellt. Die Ergebnisse aller anderen Probanden befinden sich im Anhang. Der Proband BF8 wurde auf Grund sehr ausgeprägter P300 bei allen Finger dargestellt, der Proband BG6 auf Grund sehr schwach auftretender P300.

Vergleich der P300 von BF8 und BG6

Bei jedem Teilnehmer wurden 15 Runs zu je 50 Trials durchgeführt. Zu jedem der 5 Finger wurden 3 Runs aufgezeichnet. In den Abbildungen 18, 19, 20, 21, 22 sind die Mittelungen der Datensegmente für jeden Finger des Probanden BF8 dargestellt (a = Run 1-3, b = Run 4-6, c = Run 7-9, d = Run 10-12, e = Run 13-15). Die Mittelungen des Probanden BG6 sind in Abbildung 23 ersichtlich.

3. Ergebnisse



Abbildung 18: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BF8 (Stimulation des Daumens).



Abbildung 19: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BF8 (Stimulation des Zeigefingers).



Abbildung 20: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BF8 (Stimulation des Mittelfingers).

3. Ergebnisse



Abbildung 21: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BF8 (Stimulation des Ringfingers).



Abbildung 22: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BF8 (Stimulation des kleinen Fingers).




Abbildung 23: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BG6 (alle Finger).

Mittelungen der P300 mit Standardabweichung:

Die gemittelte P300 des Zeigefingers ist für den Probanden BF8 in Abbildung 24 und für den Probanden BG6 in Abbildung 25 dargestellt. Die Abbildungen verdeutlichen den Unterschied der P300 zwischen den beiden Probanden.



Abbildung 24: Mittelungen der P300 des Probanden BF8 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar.



Abbildung 25: Mittelungen der P300 des Probanden BG6 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar.

Grand averages

Die Grand averages werden durch Mitteln sämtlicher Datensegmente aller Probanden (ca. 1500 Trials) an den verschiedenen Fingern erreicht. Es ist bei allen Abbildungen (Daumen 26, Zeigefinger 27, Mittelfinger 28, Ringfinger 29 und kleiner Finger 30) ein deutlicher Unterschied zwischen den targetrelevanten und nicht targetrelevanten Grand average ersichtlich.



Abbildung 26: Grand average der targetrelevanten Trials aller Probanden vom Daumen auf Pz. Tiefpassfilter: 8 Hz.



Abbildung 27: Grand average der targetrelevanten Trials aller Probanden vom Zeigefinger auf Pz. Tiefpassfilter: 8 Hz.



Abbildung 28: Grand average der targetrelevanten Trials aller Probanden vom Mittelfinger auf Pz. Tiefpassfilter: 8 Hz.



Abbildung 29: Grand average der targetrelevanten Trials aller Probanden vom Ringfinger auf Pz. Tiefpassfilter: 8 Hz.



Abbildung 30: Grand average der targetrelevanten Trials aller Probanden vom kleinen Finger auf Pz. Tiefpassfilter: 8 Hz.

Zusammenhang Zählergebniss und P300-Amplitude

In der Tabelle 3 sind die Zählabweichung, die Amplitudenhöhe und die Latenz der P300 für alle Probanden ersichtlich. Die Latenz ist jene Zeit bei der die P300 Amplitude ihr Maximum erreicht.

Tabelle 3: Die Tabelle zeigt die Abweichung (Abw.), die maximale Amplitude (Amp.) und Latenz der P300 am Kanal P_z jedes Fingers (a = Daumen, b = Zeigefinger, c = Mittelfinger, d = Ringfinger, e = kleiner Finger). Beim Probanden AP3 wurde auf Grund eines Messfehlers der Kanal C_z herangezogen.

		AP3	BC3	BF8	BF9	BG1	BG2	BG3	BG4	BG5	BG6
a	Abw.	2	2	21	8	6	6	18	25	45	5
	Amp. [µV]	4.9	3.3	4.9	2.6	0.6	1.8	4.3	2.9	2.8	1.7
	Latenz [s]	0.40	0.38	0.40	0.42	0.41	0.38	0.41	0.39	0.40	0.42
b	Abw.	1	7	15	7	23	26	11	4	55	6
	Amp. [µV]	7.3	3.1	4.4	2.1	1.4	2.4	4.5	1.8	1.8	1.6
	Latenz [s]	0.38	0.38	0.40	0.39	0.40	0.42	0.40	0.46	0.42	0.43
с	Abw.	1	3	27	30	13	24	15	27	36	6
	Amp. [µV]	6.0	3.6	2.7	2.5	2.2	1.2	2.4	2.1	1.4	1.7
	Latenz [s]	0.41	0.36	0.39	0.41	0.43	0.48	0.41	0.45	0.38	0.45
d	Abw.	25	13	43	6	17	33	7	14	55	13
	Amp. [µV]	4.1	2.4	3.2	2.6	0.5	1.5	1.4	1.6	0.8	1.3
	Latenz [s]	0.45	0.40	0.41	0.45	0.46	0.47	0.40	0.44	0.40	0.39
e	Abw.	14	7	22	6	20	26	6	47	54	30
	Amp. [µV]	3.1	2.0	3.8	2.7	1.6	2.5	2.7	2.3	0.5	0.8
	Latenz [s]	0.42	0.41	0.42	0.46	0.47	0.47	0.43	0.44	0.45	0.46

Die Abbildungen 31 und 32 stellen die P300 Amplituden und Latenzen für die Finger aller Probanden dar. In Abbildung 31 ist ersichtlich, dass die Amplituden bei Daumen, Zeigefinger und Mittelfinger höher sind als bei Ringfinger und kleinen Finger. Die P300 Amplituden unterscheiden sich signifikant voneinander F(4,36) = 3.819, (p < .05).

Der Abbildung 32 ist zu entnehmen, dass die Latenzzeiten von Daumen nach kleinen Finger kontinuierlich steigen. Die Latenzzeiten der P300 unterscheiden sich signifikant voneinander F(4,36) = 26.663, (p < .05). Die Bonferroni-Methode zeigte, dass sich die Latenzzeiten zwischen Daumen und kleinen Finger, sowie von Zeigefinger und kleiner Finger signifikant unterscheiden. Die Statistiken wurden mittels einer ANOVA mit Messwiederholung unter Verwendung von SPSS⁷ gerrechnet.

 $^{^7\}mathrm{IBM},$ United States, www.ibm.com



Abbildung 31: Darstellung der P300 Amplituden aller Finger und aller Probanden. Die dicke rote Kurve beschreibt den Mittelwert aller Kurven.



Abbildung 32: Darstellung der Latenzzeiten aller Finger und aller Probanden. Die dicke blaue Kurve beschreibt den Mittelwert aller Kurven.

SWLDA Genauigkeit

In diesem Unterpunkt sind die Klassifikationsgenauigkeiten der SWLDA dargestellt. Die Abbildungen 33 und 34 zeigen erneut die Unterschiede zwischen diesen beiden Probanden auf. Es sind die Klassifikationsgenauigkeiten bei einer Mittelung von 1–10 Datensegmenten dargestellt.



Abbildung 33: Genauigkeit der SWLDA beim Teilnehmer BF8. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5$ % dar [29].



Abbildung 34: Genauigkeit der SWLDA beim Teilnehmer BG6. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].

Klassifikationsergebnisse der SWLDA

Die Tabelle 4 zeigt die Klassifikationsgenauigkeiten aller Teilnehmer bei einer Mittelung von 10 Datensegmenten. Die Ergebnisse wurden, wie in Abbildung 17 dargestellt, gewonnen. Die letzte Zeile stellt den Mittelwert für jeden der fünf Finger. In der letzten Spalte ist der Mittelwert der fünf Finger sämtlicher Probanden ersichtlich. Die Klassifikationsgenauigkeiten unterscheiden sich signifikant voneinander, F(4,36) = 5.109, (p < .05). Die Bonferroni-Methode zeigt, dass sich die Klassifikationsgenauigkeiten zwischen Zeigefinger und Ringfinger, sowie von Zeigefinger und kleiner Finger signifikant unterscheiden.

Tabelle 4: Klassifikationsgenauigkeit aller Probanden bei einer Mittelung von 10 Datensegmenten. (a = Daumen, b = Zeigefinger, c = Mittelfinger, d = Ringfinger, e = kleiner Finger).

	a	b	С	d	e	Ø
AP3	85.01 %	89.29%	91.51%	83.76%	85.51%	$87.02\% \pm 3.25$
BC3	81.46%	81.86%	83.83%	78.31%	76.22%	$80.34\% \pm 3.04$
BF8	85.93%	85.82%	83.00%	81.04%	82.82%	$83.67\% \pm 2.12$
BF9	76.28%	78.24%	77.73%	77.99%	74.70%	$76.99\% \pm 1.49$
BG1	71.97%	74.48%	76.39%	71.90 %	69.44%	$72.84\% \pm 2.67$
BG2	73.68%	75.89%	70.27%	73.03%	74.33%	$73.44\% \pm 2.06$
BG3	84.63%	84.32%	80.83%	75.93.%	77.54%	$80.65\% \pm 3.91$
BG4	76.94%	71.32%	70.01%	68.67%	74.11%	72.21 % \pm 3.32
BG5	76.81%	77.99%	76.59%	74.42%	75.00%	$76.16\% \pm 1.44$
BG6	67,76%	71.58%	73.39%	70.15%	67.73%	$70.12\% \pm 2.46$
Ø	78.05%	79.08%	78.33%	75.52%	75.74%	77.34%
Ø	± 6.09	± 6.10	± 6.65	± 4.81	± 5.37	± 5.78

4. Diskussion

In diesem Kapitel werden die unter Kapitel 3 dargestellten Ergebnisse und die unter Kapitel 2 benutzten Methoden besprochen und hinterfragt.

Das Ziel dieser Arbeit war es, zu erforschen ob P300 mittels taktiler Stimulation der Fingerkuppen ausgelöst werden können und damit ein BCI betrieben werden kann. In einem BCI mit nur 2 Klassen ist eine Klassifikationsgenauigkeit von mindestens 70% notwendig um kommunizieren zu können [23, 33].

In einer Offlinestudie an 10 Probanden wurden die vorgestellten Methoden benutzt und anschließend die gewonnen Ergebnisse ausgewertet.

Hardware und Software

Zur Erzeugung der Stimulationen wurde die unter Abbildung 12 abgebildete Software und die in Abbildung 10 dargestellte Ansteuerung und die Handform mit versenkten Stimulatoren verwendet. Die Ansteuerung erzeugte ein ausreichend gutes Stimulationssignal zum Betreiben der Stimulatoren. Die Schwachstelle in dieser Messung war allerdings die Handform mit den versenkten Stimulatoren:

• Handform:

Die Herstellung der verwendeten Handform erfolgte durch Ausgießen eines Handabdrucks mit Beton. Dadurch war die Handform nur auf eine spezifische Handgröße zugeschnitten. Alle Probanden mit zu großen oder zu kleinen Handflächen für diese Passform hatten Probleme eine richtige Position der Hand in der Handform zu finden. Bei einigen Probanden bestand bei nicht allen Stimulatoren ein idealer Kontakt zwischen Finger und Stimulatoroberfläche. Besonders die unterschiedlichen Fingerlängen der einzelnen Probanden führten bei den Auflageflächen von Ringfinger und kleinem Finger häufig zu Problemen.

• Stimulatoren:

Die benutzten Stimulatoren waren nicht ideal für die Stimulation geeignet. Viele Probanden beklagten, dass bei einigen Fingern (hauptsächlich Mittelfinger, Ringfinger und kleiner Finger) die Stimulationen kaum zu spüren waren. Dies erschwerte das Zählen der Stimuli erheblich und dadurch auch das Auslösen von P300. Außerdem ist die Wahrscheinlichkeit eines Zählfehlers oder einer Misslokalisation der Stimuli höher bei einer weniger starken Stimulation.

Auch die Form der auf die Stimulatoren aufgeklebten Plättchen sollte anders gewählt werden, da die Stimulationen an manchen Punkten am Plättchen schwächer zu spüren waren. Die Probanden änderten auf Grund der Pausen manchmal leicht die Position ihrer Hände und somit die Intensität der Stimulationen.

Misslokalisationen taktiler Stimuli

Misslokalisationen von Stimuli nahe der Lokalisationsschwelle treten am häufigsten bei den Fingern auf, die dem stimulierten Finger benachbart sind. Iwamura et al. [19] konnten durch Untersuchungen an Affen zeigen, dass die rezeptiven Felder einzelner Neurone mehrere Finger umfassen. Bei Stimulation solcher Felder besteht die Möglichkeit einer Misslokalisation des taktilen Reizes.

Schweizer et al. [42] konnten zeigen, dass Misslokalisationen bei Stimulation nahe der Lokalisationsschwelle häufiger auftreten als bei stärkerer Stimulation. Die Lokalisationsgenauigkeit wird mit abnehmender Reizintensität schlechter.

Amplitudenhöhe und Latenz der P300

In den Ergebnissen sind die gemittelteten P300 für alle Personen und die Grand averages für alle Finger ersichtlich.

Bei dem Probanden BF8 sind bei allen Fingern klar die, durch das Oddball-Paradigma ausgelösten, P300 erkennbar. Im Gegensatz dazu stehen die Ergebnisse des Teilnehmers BG6. Hier sind die P300 kaum oder gar nicht zu erkennen. In Tabelle 3 sind die Amplitudenhöhen der P300 aller Probanden dargestellt. Folgende Punkte sind in diesem Zusammenhang hervorzuheben:

1. Große Unterschiede der Amplituden der Probanden:

Nicht allen Probanden war es möglich deutlich sichtbare P300 auszulösen. Mögliche Ursachen der Streuung:

- Guger et al. [17] zeigten dass bei P300-Speller-Systemen nicht alle Probanden fähig waren diese zu benutzen. 73 % von 100 Probanden konnten den Speller sehr gut benutzen, 3 % dieser Probanden konnten diesen überhaupt nicht bedienen.
- Die Probanden AP3 und BC3 hatten schon vor dem eigentlichen Experiment mit dem taktilen System zu tun. Bei diesen beiden Teilnehmern waren auch die Ergebnisse besser als bei den meisten anderen Probanden. Möglicherweise

würden manche Probanden mehr Zeit und Training mit dem System benötigen um akzeptablere Ergebnisse zu erzielen.

• Die Probanden notierten nach jeder Messung die Anzahl der gezählten Stimuli pro Run. Die Zählabweichungen vom Idealwert, der 150 beträgt, sind in Tabelle 3 dargestellt. Die Probanden mit sehr hohen Zählabweichen berichteten Schwierigkeiten beim Zählen der Stimuli. Sie hatten bei Fingern mit hohen Zählabweichungen meistens auch schlechtere Ergebnisse wie die anderen Probanden.

Zusammenhang Zählergebniss und P300-Amplitude:

Den Teilnehmern wurde aufgetragen jeden targetrelevanten Stimulus zu zählen. Die Ergebnisse sind in Tabelle 3 dargestellt. Die Abweichung ergibt sich aus der Differenz zwischen der idealen Anzahl (150 Stimuli) und der tatsächlichen Anzahl an Stimuli. Ein Zählwert kleiner dem Idealzählwert wirkt sich in einem Abfall der P300 Amplitude aus. Bei einem Zählergebiss größer dem Idealzählwert können P300 in nicht targetrelevanten Segmenten auftreten und so die Klassifikation negativ beeinflussen. In jedem Fall wirkt sich ein falsches Zählen entweder in einem Sinken der P300 Amplitude aus, oder P300 werden in falschen Datensegmenten ausgelöst.

2. Große Unterschiede der Amplituden zwischen den Fingern:

Es ist ersichtlich, dass sich die Amplitudenhöhen und Latenzzeiten der Finger unterscheiden. Dies könnte folgende Gründe haben:

• Rezeptorenverteilung

In Kapitel 1.2.1 ist die Verteilung der Vater-Pacini-Körperchen in den Fingern erläutert. Die Verteilung der Rezeptoren im menschlichen Körper ist individuell sehr unterschiedlich und somit auch die Rezeptorendichte in den Fingerkuppen. In Tabelle 1 ist die durchschnittliche Anzahl an Vater-Pacini-Körperchen für alle Finger ersichtlich. Distal an den Finger nimmt die Rezeptorendichte vom Daumen bis zum kleinen Finger stetig ab und ist der Kurve in Abbildung 31 ähnlich.

Außerdem muss beachtet werden, dass die Innervation des Daumen, Zeige-

und Mittelfingers durch den Nervus medianus, die des kleine Fingers durch den Nervus ulnaris und die des Ringfingers durch beide Nerven erfolgt.

• Misslokalisationen

Alle Probanden berichteten große Unterschiede der gefühlten Stimulusstärke an den Fingern. Die meisten Teilnehmer fühlten, trotz gleicher Stimulatoren, die Stimuli an Daumen und Zeigefinger gut, am Mittelfinger mäßig und an Ringfinger und kleinem Finger schlecht (den Angaben der Probanden entnommen). Eine Erklärung dafür wäre die bereits erwähnte schlechte Platzierung der Finger auf den Stimulatoren durch die Handform. Die dadurch schwächere Intensität der Stimuli könnte zu Misslokalisationen und Zählfehlern der Probanden führen.

Einstellungen der Filter und der SWLDA

Die angegeben Filtereinstellungen, Datensegmentlängen und der Downsamplingfaktor wurden nach ausführlichem Testen für die Offlinedatenanalyse gewählt. Die Einstellungen sind jedoch denen von Donchin et al. [10] benutzten Einstellungen sehr ähnlich. Er verwendete ebenfalls eine SWLDA und eine Bootstrapanalyse mit 1000 Samples.

SWLDA Genauigkeit

Die Auswirkungen der zuvor hervorgehobenen Punkte sind auch deutlich in der Klassifikationsgenauigkeit ersichtlich. Bei den Probanden mit großen P300 Amplituden sind die Ergebnisse deutlich besser als bei Probanden mit kleinen P300 Amplituden.

Ein Grund für die Schwankungen der Klassifikationsergebnisse (bei Erhöhung der Anzahl an Mittelungen) der SWLDA ist das Klassifikationsmodell. Dieses diskriminiert zwischen targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmenten nicht ausschließlich aufgrund der P300. Allison und Pineda zeigten, dass P300 BCIs oft auch nicht P300 abhängige Features verwenden um zwischen targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmenten zu unterscheiden [1].

Wie in Tabelle 4 dargestellt, sind die Mittelwerte der Klassifikationsgenauigkeiten für alle Finger deutlich über 70 %. Dies ist zum Betreiben eines BCIs ausreichend. In diesem Experiment erreichten alle zehn Probanden die erforderliche Klassifikationsgenauigkeit von über 70 %. Bei einer Mittelung von 10 Datensegmenten stehen circa 75 Trials zur Verfügung. Die Zufallsgrenze liegt daher bei circa 62 % für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5$ % [29].

Verbesserungen und weitere Untersuchungsmöglichkeiten:

• Modifikation der Handhalterung

Die Handhalterung wurde für eine bestimmte Handgröße hergestellt. Auf Grund der verschiedenen Größen der Hände, insbesondere der Finger, war bei vielen Probanden die Handauflage nicht optimal. Daher lagen bei einigen Probanden die Fingerkuppen nicht ideal auf dem Stimulator auf. Eine Möglichkeit der Verbesserung wäre eine Konstruktion die für Probanden individuell einstellbar wäre.

• Modifikation des Stimulators

Die Stimulatoren besitzen zwar eine ausreichende Stimulationsfrequenz und einen ausreichenden Hub von ca. 100 µm [28] um die Mechanorezeptoren zu stimulieren, jedoch wäre bei Stimulatoren mit einem stärkerem Hub die Stimulation möglicherweise effektiver (Reduktion der Misslokalisationen und Zählfehler).

Die Plättchen, die auf die Stimulatoren geklebt wurden, könnten durch andere Materialen und Formen ersetzt werden.

• Variation der Stimulationsfrequenz

In dieser Arbeit wurde eine Stimulationsfrequenz von 255 Hz gewählt. Diese Frequenz liegt im idealen Bereich (200–300 Hz) für die PC, jedoch könnte die Wahl einer anderen Frequenz möglicherweise ein besseres Ergebnis erzielen. Es könnte die Stimulation der Meissner-Körperchen getestet werden, die in einem weit niedrigeren Frequenzbereich (10–50 Hz) ideal stimuliert werden können und kleinere rezeptive Felder besitzen als die PC.

• Variation des Stimulationssignals

Für das Experiment wurde ein Burst zur Stimulation der Hautrezeptoren verwendet. Eine andere Möglichkeit wäre die Verwendung von anderen Signalformen (z.B. Sinus, Dreiecksignal, etc.).

• Variation der Stimulationszeit

Zu Vergleichszwecken wurde bei einem Probanden eine Stimulationszeit von 200 ms mit einer anschließenden Pause von 400 ms getestet. Der Unterschied zwischen den erreichten Ergebnissen war nicht signifikant. Dies gleicht den Ergebnissen von Brouwer und van Erp [5]. Viele Probanden erwähnten, dass ihnen die Stimulationsgeschwindigkeit zu schnell war, deshalb könnten verschieden lange Stimulationsund Pausensequenzen zu einer Verbesserung der Ergebnisse führen.

• Verwendung einer anderen Klassifikationsmethode

In dieser Arbeit wurde eine SWLDA benutzt. Es könnten jedoch mit anderen Klassifikationsmethoden bessere Ergebnisse erzielt werden (z.B. LDA, multiple LDA, etc.).

• Unterschied zwischen linker und rechter Hand

Die in Kapitel 1.2.1 beschriebene Verteilung der PC zeigt, dass die Anzahl der Mechanorezeptoren zwischen linker und rechter Hand unterschiedlich sein kann. Bei erneuerter Durchführung dieses Versuchs mit beiden Händen könnte der Zusammenhang zwischen Rezeptorendichte und Klassifikationsgenauigkeit genauer untersucht werden.

• Verwendung beider Hände

Es wird abwechselnd ein Reiz an die linke oder rechte Hand und an einen zufällig ausgewählten Finger, gegeben. Dies hätte den Vorteil eines großen Abstandes zwischen den stimulierten Fingern und somit eine mögliche Reduktion der Zählfehlers zur Folge. Bei dieser Option würde das Oddball-Paradigma getrennt für jede Hand funktionieren. Für jede Hand gibt es jeweils ein Target und vier Ablenkungen. Eine andere Möglichkeit wäre nur ein Target mit neun Ablenkungen zu realisieren. Diese würde zwar eine Verlangsamung des Systems bedeuten, könnte aber zu einer Erhöhung der Klassifikation führen. Bei dem vorgestellten Experiment von Brouwer und van Erp [5] zeigten sich jedoch keine Verbesserung der Klassifikationsgenauigkeit bei Erhöhung der Ablenkungen (von 4 auf 6).

- B. Z. Allison and J. A. Pineda. ERPs evoked by different matrix sizes: implications for a brain computer interface (BCI) system. *IEEE Transactions on Neural Systems* and Rehabilitation Engineering, 11:110–113, 2003.
- [2] N. Birbaumer. Breaking the silence: brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control. *Psychophysiology*, 43:517–532, 2006.
- [3] C. Breitwieser. Untersuchung der Eignung von SSSEP im EEG hinsichtlich biometrischer Anwendungen. Graz University of Technology, 2009.
- [4] A. M. Brouwer and J. B. van Erp. A tactile P300 BCI and the optimal number of tactors: Effects of target probability and discriminability. 4th International Brain Computer Interface Workshop, Graz, Austria, September 19–20, 2008.
- [5] A. M. Brouwer and J. B. van Erp. A tactile P300 brain-computer interface. Frontiers in Neuroscience, 4:19, 2010.
- [6] C. Brunner. *Informationsverarbeitung im Menschen*. Lecture notes, Graz University of Technology, 2010.
- [7] A. Chatterjee, V. Aggarwal, A. Ramos, S. Acharya, and N. V. Thakor. A braincomputer interface with vibrotactile biofeedback for haptic information. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 4:2007, 2007.
- [8] F. Cincotti, L. Kauhanen, F. Aloise, T. Palomäki, N. Caporusso, P. Jylänki, D. Mattia, F. Babiloni, G. Vanacker, M. Nuttin, M. G. Marciani, and J. d. R. Millán. Vibrotactile feedback for brain-computer interface operation. *Computational Intelligence* and Neuroscience, 2007:48937, 2007.
- [9] S. Coyle, T. Ward, C. Markham, and G. McDarby. On the suitability of nearinfrared (NIR) systems for next-generation brain-computer interfaces. *Physiological Measurement*, 25:815–822, 2004.
- [10] E. Donchin, K. M. Spencer, and R. Wijesinghe. The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface. *IEEE Transactions on Neural* Systems and Rehabilitation Engineering, 8:174–179, 2000.
- [11] J. P. Donoghue. Connecting cortex to machines: recent advances in brain interfaces. *Nature Neurosience Supplement*, 5:1085–1088, 2002.

- [12] N. Draper and H. Smith. Applied regression analysis. Wiley-Interscience, 1998.
- [13] B. Elfron and R.J. Tibshirani. An Introduction to the Bootstrap. New York: Chapman and Hall, 1993.
- [14] L. A. Farwell and E. Donchin. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 70:510–523, 1988.
- [15] R. A. Fisher. The use of multiple measurements in taxonomic problems. Annals of Eugenics, 7:179–188, 1936.
- [16] B. Graimann. Movement-related patterns in ECoG and EEG: visualization and detection. PhD thesis, Graz University of Technology, 2002.
- [17] C. Guger, S. Daban, E. Sellers, C. Holzner, G. Krausz, R. Carabalona, F. Gramatica, and G. Edlinger. How many people are able to control a P300-based brain-computer interface (BCI)? *Neuroscience Letters*, 462:94–98, 2009.
- [18] M. Hämäläinen, R. Hari, R. J. Ilmoniemi, J. Knuutila, and O. V. Lounasmaa. Magnetoencephalography – theory, instrumentation, and applications to noninvasive studies of the working human brain. *Reviews of Modern Physics*, 65:413–497, 1993.
- [19] Y. Iwamura, M. Tanaka, and O. Hikosaka. Overlapping representation of fingers in the somatosensory cortex (area 2) of the conscious monkey. *Department of Physio*logy, Toho University School of Medicine, Ota-ku, Tokyo, 1980.
- [20] H. H. Jasper. The ten-twenty system of the International Federation. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 10:371–375, 1958.
- [21] D. J. Krusienski, E. W. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayoudh, D. J. McFarland, T. M. Vaughan, and J. R. Wolpaw. A comparison of classification techniques for the P300 speller. *Journal of Neural Engineering*, 3:299–305, 2006.
- [22] K. Kumamoto, H. Senuma, S. Ebara, and T. Matsuura. Distribution of pacinian corpuscles in the hand of the monkey, macaca fuscata. J Anat., 183(Pt 1): 149–154, 1993.
- [23] A. Kübler and N. Birbaumer. Brain-computer interfaces and communication in paralysis: extinction of goal directed thinking in completely paralysed patients? *Clinical Neurophysiology*, 119:2658–2666, 2008.

- [24] A. Kübler, A. Furdea, S. Halder, E. M. Hammer, F. Nijboer, and B. Kotchoubey. A brain-computer interface controlled auditory event-related potential (P300) spelling system for locked-in patients. Annals of the New York Acadamy of Sciences, 1157:90–100, 2009.
- [25] J.J. McDonald, W.A. Teder-Sälejärvi, and S.A. Hillyard. Involuntary orienting to sound improves visual perception. *Nature*, 407(6806):906-8, 2000.
- [26] M. Middendorf, G. McMillan, G. Calhoun, and K. S. Jones. Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8:211–214, 2000.
- [27] G. Müller-Putz. Grundlagen der Hirn-Computer Kommunikation. Lecture notes, Graz University of Technology, 2008.
- [28] G. R. Müller-Putz. New concepts in brain-computer communication: use of steadystate somatosensory evoked potentials, user training by telesupport and control of functional electrical stimulation. PhD thesis, Graz University of Technology, 2004.
- [29] G. R. Müller-Putz, R. Scherer, C. Brunner, R. Leeb, and G. Pfurtscheller. Better than random? A closer look on BCI results. *International Journal of Bioelectroma*gnetism, 10:52–55, 2008.
- [30] G. R. Müller-Putz, R. Scherer, C. Neuper, and G. Pfurtscheller. Steady-state somatosensory evoked potentials: suitable brain signals for brain-computer interfaces? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14:30–37, 2006.
- [31] Y. Nakajima and N. Imamura. Relationships between attention effects and intensity effects on the cognitive N140 and P300 components of somatosensory ERPs. *Clin. Neurophysiol*, 111, 1711–1718, 2000.
- [32] C. Neuper, G. R. Müller-Putz, R. Scherer, and G. Pfurtscheller. Motor imagery and EEG-based control of spelling devices and neuroprostheses. In C. Neuper and W. Klimesch, editors, *Event-related dynamics of brain oscillations*, pages 393–409. Elsevier, 2006.
- [33] J. Perelmouter and N. Birbaumer. A binary spelling interface with random errors. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8:227–232, 2000.

- [34] G. Pfurtscheller and A. Aranibar. Evaluation of event-related desynchronization (ERD) preceding and following voluntary self-paced movements. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 46:138–146, 1979.
- [35] G. Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical Neurophysiology*, 110:1842– 1857, 1999.
- [36] G. Pfurtscheller, G. R. Müller-Putz, A. Schlögl, B. Graimann, R. Scherer, R. Leeb, C. Brunner, C. Keinrath, F. Lee, G. Townsend, C. Vidaurre, and C. Neuper. 15 years of BCI research at Graz University of Technology: current projects. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14:205–210, 2006.
- [37] D. Regan. Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine. Elsevier, 1989.
- [38] R.S.Johansson and A.B.Vallbo. Tactile sensibility in the human hand: Relative and absolute densities of four types of mechanoreceptive units in glabrous skin. *Department of Physiology, University of Umed, S-901 87 Umed, Sweden*, 1977.
- [39] K. Satomi, T. Horai, Y. Kinoshita, and A. Wakazono. Hemispheric asymmetry of event-related potentials in a patient with callosal disconnection syndrome: a comparison of auditory, visual and somatosensory modalities. *Electroencephalographyand clinical Neurophysiolog*, 94 (1995) 440-449, 1994.
- [40] A. Schlögl and C. Brunner. BioSig: a free and open source software library for BCI research. *IEEE Computer Magazine*, 41:44–50, 2008.
- [41] A. Schlögl, C. Brunner, R. Scherer, and A. Glatz. BioSig: an open-source software library for BCI research. In G. Dornhege, J. del R. Millán, T. Hinterberger, D. J. McFarland, and K.-R. Müller, editors, *Toward brain-computer interfacing*, chapter 20, pages 347–358. MIT Press, 2007.
- [42] R. Schweizer, M. Maier, C. Braun N., and Birbaumer. Distribution of mislocalizations of tactile stimuli on the fingers of the human hand. *Somatosens.Mot.Res*, 17(4):309-16, 2000.
- [43] E. W. Sellers and E. Donchin. A P300-based brain-computer interface: initial tests by ALS patients. *Clin Neurophysiol*, 117(3):538–548, Mar 2006.

- [44] B. Stark, T. Carlstedt, R. G. Hallin, and M. Risling. Distribution of human pacinian corpuscles in the hand: A cadaver study. *Journal of Hand Surgery*, 23B: 3:370-372, British and European Volume, 1998.
- [45] W.A. Teder-Sälejärvi, J.J. McDonald, F. Di Russo, and S.A. Hillyard. An analysis of audio-visual crossmodal integration by means of event-related potential ERP recordings. *Cognitive Brain Research*, 14, 106-114, 2002.
- [46] W. Kahle und M. Frotscher. Taschenatlas Anatomie Nervensystem und Sinnesorgane. Thieme, 2005.
- [47] Schmidt und Thews. *Physiologie des Menschen*, volume 27. Springer, 1997.
- [48] A. B. Vallbo and R. S. Johansson. Properties of cutaneous mechanoreceptors in the human hand related to touch sensation. *Hum Neurobiol*, 1984 3:3-14.
- [49] J. J. Vidal. Toward direct brain-computer communication. Annual Review of Biophysics and Bioengineering, 2:157–180, 1973.
- [50] N. Weiskopf, K. Mathiak, S. W. Bock, F. Scharnowski, R. Veit, W. Grodd, R. Goebel, and N. Birbaumer. Principles of a brain-computer interface (BCI) based on real-time functional magnetic resonance imaging (fMRI). *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51:966–970, 2004.
- [51] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113:767–791, 2002.





Abbildung 35: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden AP3 (alle Finger).



Abbildung 36: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BC3 (alle Finger).



Abbildung 37: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BF9 (alle Finger).



Abbildung 38: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BG1 (alle Finger).



Abbildung 39: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BG2 (alle Finger).



Abbildung 40: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BG3 (alle Finger).



Abbildung 41: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BG4 (alle Finger).



Abbildung 42: Mittelungen der targetrelevanten und nicht targetrelevanten Datensegmente des Probanden BG5 (alle Finger).



Abbildung 43: Mittelungen der P300 des Probanden AP3 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 44: Mittelungen der P300 des Probanden BC3 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 45: Mittelungen der P300 des Probanden BF9 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 46: Mittelungen der P300 des Probanden BG1 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 47: Mittelungen der P300 des Probanden BG2 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 48: Mittelungen der P300 des Probanden BG3 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 49: Mittelungen der P300 des Probanden BG4 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 50: Mittelungen der P300 des Probanden BG5 vom Zeigefinger auf Pz. Die dicken Linien entsprechen den Mittelwerten der einzelnen Finger (150 Stimuli gemittelt pro Finger). Die Balken in der Abbildung stellen die Standardabweichungen dar. Tiefpassfilter: 8 Hz, Downsamplingfaktor: 4.



Abbildung 51: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer AP3. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].



Abbildung 52: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer BC3. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].



Abbildung 53: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer BF9. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].



Abbildung 54: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer BG1. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].



Abbildung 55: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer BG2. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].



Abbildung 56: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer BG3. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].



Abbildung 57: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer BG4. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].



Abbildung 58: Genauigkeit der SWLDA bei Teilnehmer BG5. Die rote Linie stellt die Zufallsgrenze (62 %) für ein Signifikanzlevel von $\alpha = 5 \%$ dar [29].
EIDESSTATTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen/Hilfsmittel nicht benutzt, und die den benutzten Quellen wörtlich und inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Graz, am

(Unterschrift)

STATUTORY DECLARATION

I declare that I have authored this thesis independently, that I have not used other than the declared sources / resources, and that I have explicitly marked all material which has been quoted either literally or by content from the used sources.

.....

date

.....

(signature)

69