

Lenkmanöverprädiktion basierend auf einer Analyse der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers

g e n e h m i g t e
D I S S E R T A T I O N

zur Erlangung des akademischen Grades

Doktor der Ingenieurwissenschaften

– Dr.-Ing. –

eingereicht an der

Fakultät V Verkehrs- und Maschinensysteme

Technische Universität Berlin

von

Dipl.-Ing. Sebastian Welke

geboren am 13.07.1980 in Berlin

Promotionsausschuss:

Vorsitzender: Prof. Dr. rer. nat. Volker Schindler

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. habil. Thomas Jürgensohn

Gutachter: Prof. Dr.-Ing. Matthias Rötting

Tag der wissenschaftlichen Aussprache: 10. Oktober 2011

Berlin 2012

D 83

Zusammenfassung

Oft sind es nur Bruchteile von Sekunden, in denen sich der Fahrer für ein Lenk- oder Bremsmanöver entscheidet. Seit Jahrzehnten sind die Entwickler von Assistenzsystemen auf der Suche nach Möglichkeiten, diese Entscheidung bzw. Absicht des Fahrers frühzeitig zu erkennen, um diese in neue prospektive Ansätze zur Steigerung der aktiven und passiven Sicherheit im Fahrzeug einbetten zu können. Die vorliegende Arbeit untersucht dazu die Möglichkeiten einer Fahrerintentionserkennung als Lenkmanöverprädiktion basierend auf einer Analyse der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers mit einem Brain-Computer-Interface (BCI).

Durch die Detektion von Veränderungen in der hirnelektrischen Aktivität des Nutzers sind bereits heute 'gedankenschnelle' Steuerungen technischer Systeme mit einem BCI möglich. Untersuchungen zu den Potentialen einer solchen Schnittstelle finden allerdings gemeinhin unter hoch kontrollierten Bedingungen im Labor statt und die ökologische Validität der Ergebnisse kann selten überprüft werden. In diesem Forschungsfeld wird kaum untersucht, inwieweit sich die beobachteten Veränderungen der hirnelektrischen Aktivität unter realitätsnahen Bedingungen und Interaktionen replizieren lassen. Das Ziel dieser Arbeit ist es, durch einen Spagat zwischen experimenteller Kontrolle und ökologischer Validität der Experimente, die praktische Relevanz eines Brain-Computer-Interfaces im Fahrzeug abschätzen zu können. Zur Messung der Hirnaktivität des Fahrers wurde in dieser Arbeit die Elektroenzephalografie (EEG) verwendet. In einer Serie von drei Experimenten wurden Muster in den EEG-Daten, die einer intendierten Bewegung bzw. einem Lenkmanöver vorausgehen, untersucht. Basierend auf der Annahme, dass jedes Lenkmanöver durch eine Muskelkontraktion der oberen Gliedmaße initiiert wird, wurde das motorische Bereitschaftspotential als Indikator des Übergangs von der Fahrerentscheidung zur Bewegungs- bzw. Fahrmanöverausführung auf dessen Informationsgehalt bezüglich der Prädizierbarkeit eines zukünftigen Lenkmanövers überprüft. Ausgehend von dem Wissen um die Zuständigkeit der rechten Hirnhälfte für Bewegungen der linken Körperseite und vice versa, dient die Beobachtung der Aktivität verschiedener körperseitiger Muskelgruppen bei Lenkmanövern nach links oder rechts als Ausgangspunkt der Überlegungen und experimentellen Vorgehensweise in dieser Arbeit.

Mit einem einfachen Tastendruck des rechten bzw. linken Fingers wurden zu Beginn in einem ersten Experiment die Grundlagen zur Detektierbarkeit einer hemisphärischen Asymmetrie des Bereitschaftspotentials gelegt und der aktuelle Forschungsstand im Bereich der Brain-Computer-Interfaces repliziert. Mit der nachfolgenden Fahrsimulatoruntersuchung und dem abschließenden Realfahrexperiment wurde überprüft, ob auch vor Lenkmanövern das Bereitschaftspotential in den EEG-Daten beobachtet und zur Prädiktion eines Lenkmanövers herangezogen werden kann. Die offline Analyse der EEG-Daten des Realfahrexperiments zeigt dabei eindrucksvoll die Potentiale eines solchen BCI im Fahrzeug unter realen Fahrbedingungen auf. So konnte in bis zu 80% aller Lenkmanöver durch eine Asymmetrie des motorischen Bereitschaftspotentials die Richtung bis zu 150 ms vor dem Lenkbeginn mit einem universalen Klassifikator richtig prädiziert werden. Würde zu diesem Zeitpunkt durch ein Assistenzsystem ein Ausweichmanöver ausgeführt, könnte der Querversatz des Fahrzeuges, mit der im Versuch gemessenen maximalen Querbeseleunigung, um bis zu 70 cm erhöht werden.

Mit den Ergebnissen dieser Arbeit wird eine wichtige Erweiterung möglicher Informationsquellen zur Erkennung der Fahrerintention als Manöverprädiktion vorgelegt.

Vorwort

Die Interaktion von Menschen mit Technik wird sich durch Möglichkeiten der Online-Erfassung und -Auswertung physiologischer Daten der Benutzer grundlegend und nachhaltig verändern. Bereits heute ist es möglich, mit Brain-Computer-Interfaces (BCIs) Muster in den Daten des Elektroenzephalogramms (EEG) zu erkennen. Durch die Entwicklung solcher Schnittstellen erscheinen 'gedankenschnelle' Steuerungen technischer Systeme nicht mehr als Utopie. In zeitkritischen Anwendungen im Fahrzeug wurden die Potentiale dieser Form der Interaktionen bisher jedoch nur unzureichend erforscht.

Ausgangspunkt ist das menschliche Gehirn. Dieses ist sicherlich eines der faszinierendsten und komplexesten Systeme, die je durch den Menschen untersucht wurden. Getrieben durch den Wunsch, Einblicke in die Vorgänge innerhalb dieses dynamischen Netzwerkes von Nervenzellen zu erhalten, wurden im Verlauf des letzten Jahrhunderts unzählige Modelle und Theorien zur menschlichen Kognition aufgestellt und auf ihre Gültigkeit überprüft. Durch diesen immensen Zuwachs an Wissen über elementare Verarbeitungsmechanismen und der Entwicklung effizienter Algorithmen und Signalverarbeitungsmethoden wird ein technischer Zugang zu den neuronalen Prozessen der menschlichen Kognition möglich. So erscheint es mehr als naheliegend diesen Zugang im Kontext der Gestaltung einer prospektiven Mensch-Maschine-Interaktion auf seinen möglichen Einsatz und Informationsgehalt zu überprüfen.

1 Motivation

„Ein Königreich für Deinen Gedanken“. Mit diesem alten Sprichwort wird einer der Menschheit ureigensten Wünsche zum Ausdruck gebracht, einen Blick in die Gedanken eines anderen werfen zu können. Mit der Entwicklung von modernen Verfahren der Hirnforschung scheint die Erfüllung dieses Traumes in greifbare Nähe zu rücken.

Die Motivation zu dieser Arbeit entstand durch die Faszination sowie dem Wunsch mit diesen Verfahren, ein Stück weit Einblick in die Gedanken des Fahrers erhalten zu können. Die Möglichkeiten zur Untersuchung von Hirnprozessen, die in einem engen Zusammenhang mit Entscheidungen und Absichten des Fahrers stehen können, erlauben es so, dem Traum des modernen Gedankenlesens hinterher jagen zu können. Die Faszination wächst dabei mit den Potentialen der Vision, die Fahrerabsicht bzw. den Wunsch des Fahrers in Konzepte zur aktiven und passiven Fahrzeugsicherheit einbetten zu können. Die notwendigen Werkzeuge stellen dazu die entwickelten Ansätze aus dem medizintechnisch geprägten Forschungsfeld der Brain-Computer-Interfaces für Patienten bereit. Eine Überprüfung der Übertragbarkeit dieser Technologie auf reale Anwendungsgebiete für gesunde Nutzer stellt einen wesentlichen Antrieb der vorliegenden Arbeit dar.

2 Danksagungen

Ich bedanke mich bei meiner Familie, allen Freunden, Kolleginnen und Kollegen, die mich im Rahmen dieser Doktorarbeit unterstützt haben. Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr.-Ing. Thomas Jürgensohn für seine herzliche, vertrauensvolle aber auch fordernde Betreuung und seine Bereitschaft im Rahmen dieser Arbeit neue Wege zu beschreiten. Ebenfalls gilt mein Dank Herrn Prof. Dr.-Ing. Matthias Rötting sowie dem gesamten Fachgebiet Mensch-Maschine-Systeme für das entgegengebrachte Vertrauen und die uneingeschränkte Unterstützung bei allen Herausforderungen die interdisziplinäre Forschung in diesem Bereich mit sich brachte.

Ich danke der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG), die diese Arbeit durch ein Stipendium im Graduiertenkolleg prometei am Zentrum Mensch-Maschine-Systeme der Technischen Universität Berlin ermöglicht hat. Die so geschaffenen Freiräume, Arbeits- und Forschungsbedingungen haben erheblich zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen.

Weiter möchte ich mich bei meinen Kolleginnen und Kollegen des Graduiertenkollegs bedanken, die mich in den Höhen und Tiefen bei der Anfertigung dieser Arbeit unterstützt haben. Für die kritischen als auch aufbauenden Worte zur rechten Zeit danke ich besonders Stefanie Huber und Christian Stöbel.

Für die vielen fruchtbaren Diskussionen zur technischen Umsetzbarkeit und Praxisrelevanz der erarbeiteten Ergebnisse sowie der technischen Vorbereitung des Versuchsfahrzeugs danke ich Jörg Hahm, Mario Lasch und Stefan Danke ohne die diese Arbeit nicht in der zur Verfügung stehenden Zeit hätte angefertigt werden können. In diesem Zusammenhang danke ich auch Thorsten Zander und Christian Kothe für die Begleitung meiner allerersten Schritte im spannenden Forschungsfeld der Brain-Computer-Interfaces sowie Dr. Klaus Gramann für die Unterstützung dieser Arbeit.

Mein Dank gebührt ebenfalls der Vielzahl von Versuchspersonen, die durch ihre Einsatzbereitschaft dazu beigetragen haben, dass die in dieser Arbeit vorgestellten Ideen und Ansätze getestet und überprüft werden konnten. Im Besonderen danke ich dafür meiner Familie und insbesondere meinem Bruder Konstantin Welke, der sich für eine Vielzahl von Vorversuchen geduldig zur Verfügung stellte.

Für die Durchsicht dieser Arbeit und die vielen Anregungen und Hinweise danke ich Janna Protzak sowie Antje Herrmann, die darüber hinaus stets für meinen privaten Ausgleich sorgte.

Inhaltsverzeichnis

Vorwort	v
1 Motivation	v
2 Danksagungen	vi
1 Einleitung	1
1.1 Problem- und Fragestellung	1
1.2 Ziel der Arbeit	2
1.3 Gliederung und Aufbau der Arbeit	3
2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen	4
2.1 Fahrerverhalten in kritischen Situationen	5
2.2 Zeithorizonte in Fahrmanövern zur Längs- und Querführung	8
2.2.1 Reaktionszeiten auf exogene und unerwartete Ereignisse	8
2.2.2 Kinematische Zeithorizonte in der Längs- und Querführung	10
2.2.3 Nutzen von Informationen über die Fahrerabsicht	13
2.3 Fahrerabsichtserkennung als Manöverprädiktion	15
2.3.1 Stand der Technik und Forschung	15
2.3.2 Anforderungen an eine Manöverprädiktion	19
3 Psychophysiologie der Fahraufgabe	22
3.1 Kognitionspsychologische Überlegungen zur Fahraufgabe	23
3.1.1 Fahrerverhaltensmodelle	23
3.1.2 Modelle der menschlichen Informationsverarbeitung	28
3.2 Physiologische Aspekte der Fahraufgabe	30
3.2.1 Neuronale Basis kognitiver Prozesse	30
3.2.2 Muskuläre Aktivität in Fahrmanövern	37
3.3 Zwischenfazit	39
4 Stand der Forschung zur Erfassung neuronaler und kognitiver Prozesse	41
4.1 Methoden zur Messung der Hirnaktivität	41
4.1.1 Elektroenzephalografie	42
4.1.2 Ausgewählte Indikatoren kognitiver Prozesse im EEG	52
4.2 Brain-Computer-Interfaces und EEG-Signalverarbeitung	58
4.2.1 Definition eines Brain-Computer-Interfaces	59
4.2.2 Filter und Merkmalsextraktion	61
4.2.3 Klassifikation	63
4.2.4 Independent Component Analysis (ICA)	70

5	Realisierung einer hirnelektrischen Schnittstelle zur Lenkmanöverprädiktion	80
5.1	Lenkmanöverprädiktion mit einem passiven BCI	81
5.2	Synopsis der vorliegenden Arbeit	82
5.3	Vorgehensweise	82
6	Experimente	86
6.1	Experiment 1 – 'Tastendruck'	86
6.1.1	Probanden und Versuchsaufbau	86
6.1.2	Analyse der Leistungsdaten	88
6.1.3	Analyse der hirnelektrischen Aktivität	90
6.1.4	Zusammenfassung	106
6.2	Experiment 2 – 'LCT - Simulatorexperiment'	107
6.2.1	Probanden und Versuchsaufbau	107
6.2.2	Analyse der Leistungsdaten	109
6.2.3	Analyse der hirnelektrischen Aktivität	112
6.2.4	Zusammenfassung	123
6.3	Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'	125
6.3.1	Probanden und Versuchsaufbau	125
6.3.2	Analyse der Leistungsdaten	129
6.3.3	Analyse der hirnelektrischen Aktivität	136
6.3.4	Zwischenfazit	168
6.3.5	Prädiktion eines Lenkmanövers mit einem BCI – pseudo-online . .	170
6.3.6	Zusammenfassung	181
7	Diskussion und Bewertung der Ergebnisse	182
8	Zusammenfassung und Ausblick	186
8.1	Zusammenfassung	186
8.2	Ausblick	187

1 Einleitung

Unfallfreies Fahren ist eines der Hauptziele der Entwicklung von Assistenzsystemen im Fahrzeug. Elektronische Ausweich- und Bremsassistenten sollen helfen, Kollisionen ganz zu vermeiden oder zumindest die Folgen eines Unfalls zu minimieren. Das Ziel solcher Systeme ist dabei meist, die begrenzte Reaktionsfähigkeit des Fahrers zu kompensieren. Einer motorischen Reaktion des Fahrers gehen jedoch eine Reihe von kognitiven Prozessen voraus, welche in direktem Bezug zur Handlung bzw. zur Ausführung eines Fahrmanövers stehen. Die Erkennung dieser kognitiven Prozesse kann entscheidend dazu beitragen, die Reaktion oder Entscheidung des Fahrers in einer kritischen Situation früher erkennen zu können und entsprechend die Absicht des Fahrers bei einem Eingriff von Assistenzsystemen zu berücksichtigen. Das Spektrum reicht dabei von der Erkennung der Strategieauswahl bis zur Prädiktion konkreter motorischer Reaktionen des Fahrers. Aus der neurowissenschaftlichen Grundlagenforschung sind einige Korrelate dieser kognitiven Prozesse in den Signalen des Elektroenzephalogramms (EEG) bekannt. Diese gilt es auf ihre Anwendbarkeit im Fahrzeug zu untersuchen. Methoden und Ansätze aus dem Bereich der Brain-Computer-Interfaces (BCI) stellen dazu entsprechende Ansätze und Werkzeuge bereit. Für zeitkritische Anwendungen im Fahrzeug wurden die Möglichkeiten und Potentiale dieser Form der Fahrerabsichtserkennung bisher nur unzureichend erforscht.

1.1 Problem- und Fragestellung

Oft sind es nur Bruchteile von Sekunden, in denen der Fahrer sich für ein Lenk- oder Bremsmanöver entscheidet. Seit Jahrzehnten sind die Entwickler von Assistenzsystemen auf der Suche nach Möglichkeiten, diese Entscheidung bzw. Absicht des Fahrers frühzeitig zu erkennen, um diese in neue prospektive Ansätze zur Steigerung der aktiven und passiven Sicherheit einbetten zu können. Erste Entwicklungen in diesem Bereich versuchen, das zukünftige Verhalten des Fahrers anhand von mehr oder weniger festen Handlungssequenzen zu erkennen. In Systemen zur Notbremsassistenten konnte bereits eine Detektion der Fahrerabsicht als Bremsmanöverprädiktion weitestgehend realisiert und erfolgreich im Fahrzeug eingeführt werden. Die Entwickler von Assistenzsystemen sind jedoch weiterhin auf der Suche nach der querdynamischen Ergänzung des Notbremsassistenten, um den Fahrer auch hier in seinem Reaktionsvermögen ergänzen bzw. kompensieren zu können. Eine Auswertung und Integration der fahrerinternen kognitiven Prozesse schien bis dato unmöglich und blieb somit unbetrachtet.

Diese Tatsache führt zu der Kernfragestellung dieser Arbeit: Welche Informationen können aus der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers abgeleitet werden, um dessen Absicht im Kontext von Ausweichmanövern abbilden zu können und als Information einem

1 Einleitung

technischen System zugänglich zu machen. Somit steht die Erfassung, Analyse und Interpretation von Veränderungen der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers, die einem intendierten Lenkmanöver vorausgehen im Mittelpunkt dieser Arbeit. Es soll überprüft werden, ob eine Detektion der Hirnaktivität prinzipiell im Fahrzeug möglich ist und ob charakteristische Muster in den messbaren Hirnsignalen für eine Fahrerabsichtserkennung als Lenkmanöverprädiktion genutzt werden können. Einer der vielversprechendsten Ansätze liegt in der Übertragung der Verfahren und Methoden aus dem Bereich der medizinischen Brain-Computer-Interfaces für Patienten.

1.2 Ziel der Arbeit

In dieser Arbeit soll die Frage nach der Realisierbarkeit und dem Nutzen einer Lenkmanöverprädiktion basierend auf einer Analyse der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers mit einem Brain-Computer-Interface beantwortet werden. Unter einem BCI wird im Rahmen dieser Arbeit eine unidirektionale Schnittstelle zur Informationsübertragung zwischen einem Menschen und einem technischen System verstanden. Es stellt ein System dar, welches es erlaubt, verschiedenste kognitive Prozesse eines Anwenders in ein Steuerungssignal umzuwandeln. Grundlegende Voraussetzung ist somit eine Identifikation der für ein Lenkmanöver relevanten kognitiven Prozesse und deren Erfassbar- bzw. Messbarkeit mit dem EEG. Zentraler Gegenstand dieser Arbeit ist somit die Interpretation und Analyse von Veränderungen in den EEG-Signalen des Fahrers, die in einem unmittelbaren Bezug zur Ausführung eines Lenkmanövers stehen.

In der verkehrspsychologischen Literatur werden durch verschiedenste Modelle eine Reihe von latenten kognitiven Prozessen beschrieben, die vor und nach einer Handlung des Fahrers ablaufen können. Diese gilt es entsprechend zeitlich gegeneinander Abzugrenzen, um deren hirnelektrische Abbilder getrennt von einander betrachten zu können. Interpretierbare Veränderungen in den EEG-Signalen, die einen Bezug zu diesen kognitiven Prozessen aufweisen, werden anschließend mit einem BCI auf eine Prädizierbarkeit der Handlungsabsicht des Fahrers untersucht.

Ziel dieser Arbeit ist es aufzuzeigen, dass einerseits durch eine Auswertung der EEG-Signale des Fahrers mit einem BCI eine frühzeitige Lenkmanöverprädiktion möglich ist und andererseits der gewonnene zeitliche Vorsprung auch eine gewisse Praxisrelevanz aufweist. Dazu wird unter der Prädiktion eines Lenkmanövers eine Prädiktion der Fahrzeugtrajektorie in einem bestimmten Zeithorizont verstanden. Um die Praxisrelevanz abschätzen zu können, wird angenommen, dass zum Zeitpunkt der Lenkmanöverprädiktion ein automatisches Ausweichmanöver entsprechend der Absicht des Fahrers ausgeführt werden kann. Basierend auf einer Approximation der Fahrzeugtrajektorie in einem Ausweichszenario, dient die maximal erreichbare Querversatzerhöhung des Fahrzeugs (Ausweichbreite) durch ein dementsprechend früher ausgeführtes Lenkmanöver als Maß zur Beurteilung der Praxisrelevanz.

Alle Fragestellungen zu Aspekten der Akzeptanz einer EEG-Messung im Fahrzeug sind explizit nicht Gegenstand dieser Arbeit.

1.3 Gliederung und Aufbau der Arbeit

In Kapitel 2 werden der Fahrerunterstützungsbedarf sowie das Fahrerverhalten in Gefahrensituationen thematisiert und die kinematischen als auch menschlichen Zeithorizonte in der Längs- und Querführung eines Automobils erarbeitet. Anschließend wird der Nutzen von Informationen über die Fahrerabsicht aufgezeigt und der Stand der Technik und Forschung zur Fahrerabsichtserkennung als Manöverprädiktion zusammengefasst. Abschließend werden, ergänzt durch die rechtlichen Rahmenbedingungen, die Anforderungen an ein Assistenzsystem im Fahrzeug zusammengefasst und so die grundlegenden Rahmenbedingungen der Forschung in diesem Bereich dargestellt.

Kapitel 3 führt in die Psychophysiologie der Fahraufgabe ein. Aus der Analyse von verkehrspsychologischen Fahrerverhaltensmodellen und Modellen der menschlichen Informationsverarbeitung werden die einem Fahrmanöver vorausgehenden kognitiven Prozesse abgeleitet. Im Anschluss werden diese um die entsprechend neuronal verantwortlichen Strukturen ergänzt. Abschließend werden durch eine Analyse der muskulären Aktivität in Fahrmanövern die grundlegenden physiologischen Aspekte der Fahraufgabe beleuchtet und die der Arbeit zugrunde liegende Fragestellung formuliert.

Darauf aufbauend wird in Kapitel 4 der in dieser Arbeit gewählte Ansatz zur Erfassung und Auswertung neuronaler und kognitiver Prozesse des Fahrers vorgestellt und in die Thematik der Brain-Computer-Interfaces eingeführt. Beginnend mit einer Einführung in das Elektroencephalogramm wird die Erfassung der Hirnaktivität vorgestellt und die Entstehung der hirnelektrischen Aktivität näher beleuchtet. In diesem Zusammenhang werden mögliche Veränderungen der Charakteristika des EEG-Signals zusammengefasst und ausgewählte Indikatoren der in Kapitel 3 erarbeiteten kognitiven Prozesse im EEG präsentiert. Dieses Kapitel schließt mit einer Übersicht über die in dieser Arbeit verwendeten Filter- und Signalverarbeitungsmethoden und einer Einführung in die grundlegenden algorithmischen Ansätze eines BCI.

Kapitel 5 bildet den Übergang von der Erarbeitung der theoretischen Grundlagen zu den Möglichkeiten einer Lenkmanöverprädiktion mit einem BCI zu einer experimentell überprüfbareren Fragestellung. Weiter werden in einer Synopsis die bisherigen Ergebnisse, Annahmen und Entscheidungen zusammengefasst und in einen Plan zum weiteren experimentellen und algorithmischen Vorgehen überführt. Im Mittelpunkt steht dabei der Spagat zwischen experimenteller Kontrolle und ökologischer Validität der Ergebnisse.

Kapitel 6 fasst die durchgeführten Experimente, deren Ergebnisse und Implikationen zur Beantwortung der Kernforschungsfragen zusammen. Für jedes Experiment wird in das Untersuchungsdesign als auch die Versuchsdurchführung eingeführt und der Zweck der Untersuchung reflektiert. Im Anschluss an jedes Experiment werden die Implikationen für das Folgeexperiment zusammengefasst.

Kapitel 7 diskutiert und bewertet die Bedeutung der Ergebnisse aus den vorgestellten Experimenten sowohl aus neurowissenschaftlicher als auch aus einer ingenieurtechnischen Perspektive und fasst die Praxisrelevanz der Ergebnisse zur Prädizierbarkeit von Lenkmanövern aus den hirnelektrischen Prozessen des Fahrers zusammen.

Den Abschluss dieser Arbeit bildet eine abschließende Zusammenfassung der Ergebnisse und ein Ausblick auf die Potentiale eines möglichen *'Brain-Car-Interfaces'*.

2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen

Im Alltag begegnen dem weiblichen als auch männlichen Führer eines Automobils (im Folgenden als Fahrer bezeichnet) häufig Situationen im Verkehr, in denen der Fahrer droht in eine Kollision mit einem anderen Verkehrsteilnehmer bzw. einem stehenden oder bewegten Objekt verwickelt zu werden. Um eine solche Kollision zu vermeiden, kann der Fahrer eine Reihe von möglichen Manövern ausführen: Er kann ein Bremsmanöver einleiten, Beschleunigen, ein Ausweichmanöver nach rechts oder links fahren, oder eine Kombination dieser Manöver einleiten. Ist eine Kollision unvermeidbar, sollte es Ziel des Fahrers sein, die Unfallfolgen so gering wie möglich zu halten. Welche dabei die geeignetste Strategie ist, hängt jedoch von einer Reihe von Faktoren ab. Der Faktor Zeit ist dabei mit einer der wichtigsten Determinanten, da sich die Wirksamkeit der möglichen Fahrmanöver zur Unfallvermeidung abhängig von der Zeitdauer bis zur Kollision mit dem Hindernis (time to collision, TTC) verändert.

Die folgenden Beispiele zeigen exemplarisch Situationen auf, in denen der Fahrer die Folgen des initiierten Fahrmanövers nur schwer abschätzen kann. Läuft ein Kind zwischen parkenden Fahrzeugen hindurch auf die Straße, besteht die Gefahr, dass es dort von einem vorbeifahrenden Fahrzeug erfasst wird. Nimmt der Fahrer diese Situation rechtzeitig genug wahr, kann er entsprechend eine Gefahrenbremsung oder ein Ausweichmanöver einleiten. Die Frage nach der optimalen Strategie ist an dieser Stelle schwer zu beantworten. Bleibt genügend Zeit, ist eine Gefahrenbremsung das geeignetste Manöver, da die Folgen für den Folgeverkehr absehbar sind. Doch wie kann der Fahrer entscheiden, ob noch genügend Zeit vorhanden ist. Entscheidet er sich für ein Ausweichmanöver, stellt sich die Frage, ob das Kind stehen bleibt oder weiter läuft. Sollte der Fahrer in die Laufrichtung des Kindes nach links – womöglich in den Gegenverkehr – oder nach rechts in parkende Autos ausweichen? Oftmals reagiert der Fahrer dabei gar nicht oder entscheidet sich nicht optimal. Ein weiteres Beispiel ist das Ausweichen vor einem kleinen Tier auf einer schnell gefahrenen, feuchten Landstraße. Obwohl die Folgen einer Kollision bzw. eines Überfahrens durchaus absehbar sind, neigt der Fahrer dazu ein eher schreckhaftes Ausweichmanöver zu fahren und somit alle Insassen des Fahrzeuges zu gefährden. Ein ähnlich geartetes Beispiel ergibt sich in Situationen bei dem Auffahren auf eine Autobahn. Obwohl sich am Ende des Beschleunigungsstreifens lediglich eine Begrenzungslinie und keine Mauer auf der Fahrbahn befindet, fahren viele Autofahrer mit sehr niedriger Geschwindigkeit an dieser Stelle abrupt in den fließenden Verkehr ein. Für die Verkehrsteilnehmer auf der rechten Spur der Autobahn geschieht dies meist unerwartet und führt zu weiteren spontanen und nicht vorhersehbaren Situationen im gesamten Verkehrsfluss.

In diesen Situationen ist der Fahrer aus verschiedensten Gründen nicht immer in der Lage, optimale Entscheidungen zu treffen bzw. diese schnell genug umzusetzen (Malaterre et al., 1988). In einer Metaanalyse von 2258 Verkehrsunfällen in den USA der Jahre 1972 bis 1977 konnten in 92,6% aller Unfälle Fehlhandlungen des Fahrers als beisteuernder Faktor identifiziert werden (Treat et al., 1979). Im Gegensatz dazu tragen lediglich 33,8% der umgebungsbedingten und 12,6% mechanische Faktoren als Ursachen zur Entstehung dieser Unfälle bei. Vor diesem Hintergrund wird der latente Unterstützungsbedarf des Fahrers in kritischen Situationen deutlich.

Um einen tieferen Einblick in diese menschlichen Faktoren zu erlangen, wird in den nachfolgenden Abschnitten das Verhalten des Fahrers in kritischen bzw. Gefahrensituationen (Kap. 2.1) thematisiert und die Zeithorizonte in Fahrmanövern der Längs- und Querführung (Kap. 2.2) erarbeitet. In Kapitel 2.3 wird aufgezeigt, welche Möglichkeiten der Manöverprädiktion und Fahrerabsichtserkennung heute bereits existieren und im Fahrzeug angewendet werden. Dabei wird auf verschiedene Anforderungen einer Manöverprädiktion und die daraus resultierenden Ansprüche an technische Systeme zur Erkennung und Vorhersage der Fahrerabsicht eingegangen.

2.1 Fahrerverhalten in kritischen Situationen

In verschiedenen Studien und Untersuchungen sind Gefahrensituationen im Sinne einer Kollision simuliert bzw. Unfallgeschehen rekonstruiert worden, um einen Einblick in das Verhalten von Fahrern in kritischen Situation erhalten zu können. Eine Rezension der Erkenntnisse, der dazu in den Jahren 1966 bis 1994 durchgeführten Untersuchungen, liefert Adams (1994). Die wesentlichen Schlussfolgerungen, die die Autorin aus den Untersuchungen zusammenfasst, sind die, dass die untersuchten Fahrer eher dazu neigen vor einem Hindernis zu bremsen, als diesem durch ein Lenkmanöver auszuweichen. Viele der betrachteten Untersuchungen zeigen jedoch, dass ein Ausweichmanöver geeigneter gewesen wäre, um eine Kollision zu vermeiden (Limpert und Gamero, 1974; Lechner und Malaterre, 1991). Mit der Frage nach welchen Gesichtspunkten ein Fahrer seine Manöver in kritischen Situationen auswählt, setzt sich die Rezension von Malaterre et al. (1988) auseinander. Auch hier belegen die Autoren, dass der Fahrer vor einer Kollision dazu neigt zu bremsen und somit durch ein Blockieren der Räder weitere Lenkmanöver ausschließt. Die Autoren fassen weiter zusammen, dass der Fahrer bei querbewegten Hindernissen fast immer in die Bewegungsrichtung des Kollisionsobjektes ausweicht und er dabei konsistent zu seiner Vorstellung eines optimalen Manövers handelt, auch wenn dieses nicht adäquat ist. Malaterre et al. führen als Gründe einer solchen Konditionierung des Fahrers Erfahrungen in einer Vielzahl von Situationen, aber auch Filme und Fahrtrainings an. Weiter zeigen sie, dass eine Reihe von menschlichen Faktoren wie Erfahrung, Risikobereitschaft und individuelle Bewertung einen Einfluss auf die Wahl eines Notmanövers auch dann haben, wenn der Fahrer über die Vorteile anderer Vermeidungsmanöver informiert ist. Abschließend vermuten die Autoren, dass Fahrer bei unmittelbar bevorstehenden Kollisionen auf vereinfachte Strategien zurück-

2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen

greifen. Je nachdem, ob sich das Hindernis direkt vor dem Fahrzeug befindet oder seitlich in die Fahrspur eintritt, ist in beiden Situationen häufig das Bremsmanöver das konditionierte Manöver. Vor diesem Hintergrund wird deutlich, dass die Konditionierung des Fahrers einen entscheidenden Einfluss auf die Wahl des Notmanövers hat. Die Schlussfolgerungen von Adams (1994) und Malaterre et al. (1988) beziehen sich allerdings auf einen Entwicklungsstand, in denen Fahrzeuge fahrdynamisch auch nur bedingt in der Lage waren, schnellen Lenkeingaben des Fahrers sicher zu folgen. Unterstützungs- und Stabilitätssysteme wie ein Antiblockiersystem (ABS) oder eine elektronische Stabilitätskontrolle (ESP) waren in den betrachteten Untersuchungszeiträumen noch nicht oder nicht in der Breite verfügbar. Durch die Einführung dieser Systeme veränderten sich nachhaltig die fahrdynamischen Eigenschaften der Fahrzeuge im Grenzbereich und führten zu neuen Erfahrungen des Fahrers in kritischen Situationen. Insbesondere durch die Einführung des ABS konnte ein gleichzeitiger Brems- und Lenkeingriff realisiert werden. Diese Möglichkeit eines kombinierten Manövers wurde durch die Fahrer angenommen und führte in Kollisionssituationen zu vermehrten Ausweichmanövern (Farmer et al., 1997). Ein weiterer Wandel der Konditionierung des Fahrers setzte mit der Entwicklung und Einführung des ESP ein. In einer neueren Analyse von Verkehrsunfällen der Jahre 1997 und 2000 zeigen Langwieder et al. (2003), dass ein reines Bremsmanöver nur noch in 50% der untersuchten Fälle durch den Fahrer initiiert wurde. In den Ergebnissen der betrachteten Unfallrekonstruktionen von Ferrandez et al. (1984) sowie Langwieder et al. (2003) zeigt sich, dass der Anteil an ausgeführten Bremsmanövern relativ konstant über die Jahre bleibt, während mehr Lenkmanöver als keine Reaktion vor einer Kollision als Fahrerreaktion rekonstruiert werden.

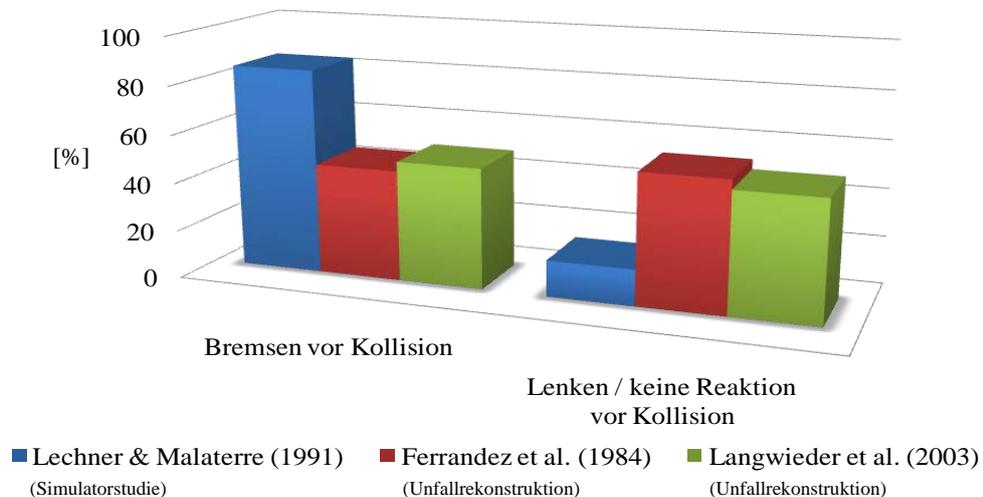


Abbildung 2.1: Die Abbildung zeigt den Anteil von Bremsreaktionen zu anderen Manövern, die der Fahrer in kritischen Situationen ausführt. Die Daten von Lechner und Malaterre (1991) zeigen das Fahrerverhalten im Simulator und die Daten von Ferrandez et al. (1984) sowie Langwieder et al. (2003) Fahrerreaktionen aus Unfallrekonstruktionen.

Die Reaktionen des Fahrers bei Auftauchen eines unerwarteten Hindernisses in der eigenen Fahrspur untersuchen auch McGehee et al. (2007) in einer Simulatorstudie. Im Gegensatz zu den zuvor beschriebenen Untersuchungen liegt hier besonderes Augenmerk auf dem Verhalten der Fahrer, das fahrdynamisch (z.B. Lenkverhalten) nur schwer erfasst werden kann. Aus ihren Beobachtungen berechnen die Autoren Wahrscheinlichkeiten für individuelle Reaktionen des Fahrers im Falle einer unmittelbar bevorstehenden Frontalkollision. Tabelle 2.1 zeigt dazu eine Zusammenfassung der wahrscheinlichsten Reaktionen des Fahrers. Dabei zogen in allen Fällen die Fahrer den Kopf zurück und schlossen in einer Vielzahl der Fälle zusätzlich die Augen.

Tabelle 2.1: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die wahrscheinlichsten Abwehrreaktion eines Fahrers bei einer unmittelbar bevorstehenden Frontalkollision - nach McGehee et al. (2007).

Verhalten	Wahrscheinlichkeit
Zurückziehen des Kopfes	100%
Schließen der Augen	≈ 80%
Öffnen des Mundes	≈ 65%
Drehen des Kopfes	≈ 55%
Zurücklehnen in den Sitz	≈ 55%
Verbale Äußerung	≈ 35%
Anheben des Kinns	≈ 28%
Aufreißen der Augen	≈ 28%

In diesem Abschnitt wurde die Reaktion des Fahrers in kritischen Situationen und insbesondere in einem Kollisionszenario thematisiert und aus der Literatur mögliche Determinanten der Manöverauswahl abgeleitet. Es zeigte sich, dass der Durchschnittsfahrer eher dazu neigt, zu bremsen als einem Hindernis auszuweichen und dieses Verhalten nach Malaterre et al. (1988) auf eine Konditionierung des Fahrers zurückgeführt werden kann. Die voranschreitende Entwicklung im Bereich der aktiven Sicherheit und fahrdynamischen Stabilisierung führte allerdings zu einem Wandel in dieser Konditionierung. Das Verhalten der Fahrer scheint sich bezüglich eines Kollisionsszenarios im Vergleich zu den vergangenen Jahrzehnten verändert zu haben, da die Fahrzeuge im Grenzbereich der Querführung beherrschbarer geworden sind. Diese Annahme stützt die Beobachtung der Zunahme von Lenkmanövern vor kritischen Situationen in aktuelleren Untersuchungen (Langwieder et al., 2003). Somit ist die Suche nach Möglichkeiten einer querdynamischen Ergänzung des Notbremsassistenten im Fahrzeug durchaus berechtigt und sinnvoll.

In den nachfolgenden Abschnitten werden die fahrerspezifischen und kinematischen Zeithorizonte von Fahrmanövern der Längs- und Querführung erarbeitet, um diese Manöver an sich und ihre Potentiale zur Unfallvermeidung quantifizieren zu können.

2.2 Zeithorizonte in Fahrmanövern zur Längs- und Querführung

Der Begriff des Fahrmanövers wird im Rahmen dieser Arbeit als absichtlich herbeigeführte Bewegung eines Fahrzeuges auf einem Bewegungspfad (Trajektorie) in einem gewissen Zeitraum verstanden. Wie auch von Nagel und Arens (2005) wird dieser Begriff eingeschränkt auf elementare Manöver, die sich nicht als Verkettung von weiteren Fahrmanövern darstellen lassen. Diese Manöver beziehen sich auf die Längs- (Bremsen / Beschleunigen) und Querführung (Lenken) eines Fahrzeuges. In den nachfolgenden Abschnitten erfolgt die Erarbeitung der Zeithorizonte in solchen Fahrmanövern, um einen tieferen Einblick in die zeitlichen Abläufe zu erhalten. An dieser Stelle wird zwischen einer fahrerspezifischen Zeitkomponente – der Reaktionszeit des Fahrers – und einer technischen Zeitkomponente – den technischen und kinematischen Eigenschaften eines Fahrzeuges – differenziert.

2.2.1 Reaktionszeiten auf exogene und unerwartete Ereignisse

Allgemein kann der Zeitraum, in dem ein Mensch auf einen externen Reiz reagiert, durch eine Folge von verschiedenen Zeitkomponenten beschrieben und als sogenannte Reaktionszeit gemessen werden. Die Anzahl der Komponenten wird dabei durch die Art des Reizes und die Definition der Reaktion bestimmt. So kann beispielsweise als Antwort auf einen Reiz die Betätigung des Bremspedals als Reaktion erfasst werden. Darüber hinaus sind allerdings auch der Beginn der Fahrzeugverzögerung oder die vorausgehende Muskelaktivität beim Umsetzen des Fußes vom Gas auf die Bremse als Indikator der Reaktion denkbar. Abbildung 2.2 zeigt dazu den zeitlichen Verlauf eines Bremsmanövers.

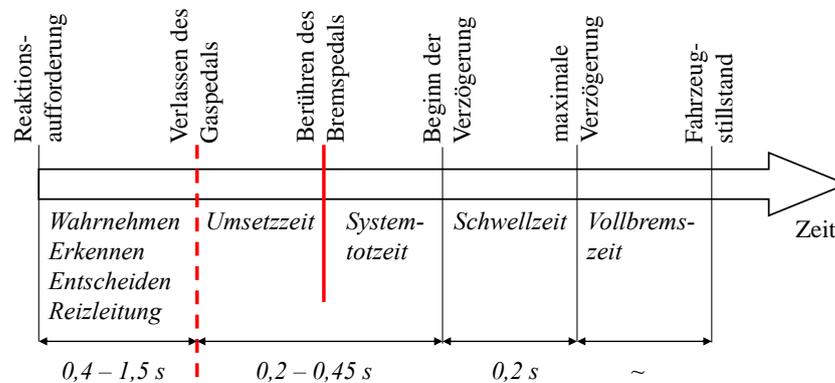


Abbildung 2.2: Die Abbildung zeigt schematisch den zeitlichen Verlauf eines Bremsvorganges - modifiziert nach Zomotor und Reimpell (1987).

Deutlich wird, dass als Antworten auf die Reaktionsaufforderung nur das Verlassen des Gaspedals und Berühren des Bremspedals zur Bestimmung der fahrerspezifischen Reaktionszeit herangezogen werden können. Der Beginn der Fahrzeugverzögerung wird bereits von den technischen Eigenschaften des Bremssystems bestimmt (vgl. Abb. 2.2).

2.2 Zeithorizonte in Fahrmanövern zur Längs- und Querführung

Die fahrerspezifische Reaktion kann weiter in eine kognitive Vorbereitung und muskuläre Umsetzung der Reaktion unterteilt werden. Die kognitive Verarbeitung der Reaktionsaufforderung im eigentlichen Sinne endet in diesem Beispiel mit dem Beginn der Bewegung des Fußes vom Gas auf die Bremse.

Für den kognitiven Anteil der Reaktionszeit geben Zomotor und Reimpell (1987) einen Zeitraum von 0,4 bis 1,5 s an. In einer Untersuchung von mehr als 400 Fahrern unterschiedlichen Alters wird durch Groeger (2000) die untere Grenze dieses Zeitbereiches bestätigt. Für eine erwartete Aufforderung zur Bewegung eines Fingers zu einer Taste konnte eine mittlere Reaktionszeit für den kognitiven und muskulären Anteil von 320 ms (σ : 50 ms) und für eine erwartete Bremsreaktion eine mittlere Reaktionszeit von 450 ms (σ : 120 ms) ermittelt werden (Groeger, 2000, S. 34). Im Falle einer unerwarteten Reaktionsaufforderung steigen die Reaktionszeiten um mehr als das Doppelte an. Mit dem Zusammenhang zwischen erwarteten und unerwarteten Reaktionsaufforderungen beschäftigt sich auch die Rezension von Green (2000) zur Analyse von Bremsreaktionszeiten. Auch hier bestätigt sich die Schlussfolgerung, dass die Erwartung des Fahrers einen erheblichen Einfluss auf dessen Reaktionszeit hat. In den betrachteten Analysen ergibt sich die Reaktionszeit inklusive der Umsetzzeit vom Gas- auf das Bremspedal unter Erwartung der Reaktion zu 700 bis 750 ms. Eine identische Reaktion auf eine unerwartete Reaktionsaufforderung dauert jedoch bis zu 1250 ms. Ältere Untersuchungen von Johansson und Rumar (1971) sowie Triggs und Harris (1982) liefern vergleichbare Reaktionszeiten. In allen betrachteten Studien ist die Reaktionszeit auf ein unerwartet eintretendes Ereignis ungefähr um den Faktor 2 länger als bei einer erwarteten Reaktionsaufforderung. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit wird folglich zur Abschätzung der Reaktionszeit bei Eintreten eines unerwarteten Ereignisses mindestens eine Verdopplung der Reaktionszeit bei einer erwarteten Handlungsaufforderung angenommen.

Aus den Untersuchungen von Kroemer (1971) geht hervor, dass für die schnellstmögliche Bewegung des Fußes vom Gas auf die Bremse mindestens 100 ms vergehen. Diese Zeit ergibt sich aus dem Pedalabstand und der endlichen Kraft der Muskulatur und ist für erwartete und unerwartete Reaktionen als Mindestzeit anzusetzen. Aktuellere Untersuchungen bestätigen diese Minimalumsetzzeit und geben eine mittlere Umsetzzeit von 175 ms für einen Fahrer in einer realen Notbremsituation an (Hoffmann, 2008, S. 18).

Viele der angeführten Reaktionszeitmessungen wurden unter hoch kontrollierten Bedingungen wiederholt durchgeführt, um statistisch belastbare Aussagen generieren zu können. Um realistische Reaktionszeiten auf exogene und unerwartete Ereignisse abschätzen zu können, muss jedoch auch die Blickzuwendung zum Gefahrenobjekt berücksichtigt werden. Befindet sich das Hindernis nicht direkt im Bereich des scharfen Sehens (fovea centralis), so benötigt der Fahrer nach Burckhardt (1985) hierfür zusätzliche 320 bis 700 ms, wenn keine Korrektursakkade notwendig ist. Zöller und Hugemann (1998) weisen in diesem Zusammenhang allerdings auf den Einfluss der Informationsdichte und die Wirksamkeit von Vorwarnungen hin. Niedrige Informationsdichten im Sehfeld des Fahrers führen auch zu niedrigeren Reaktionszeiten.

Für die Reaktionszeit in Lenkmanövern (Veränderung des Lenkradwinkels ohne Blickzuwendung) zeigen Wierwille et al. (1983) Reaktionszeiten in einem Bereich um 450 ms für erwartete Reaktionsaufforderungen. In diesen Untersuchungen sollte der Fahrer jedoch

lediglich auf eine Störung der Querführung reagieren. Will man diese Mindestzeiten auch auf Ausweichmanöver übertragen, muss jedoch berücksichtigt werden, dass der Fahrer zum Lenken visuelle Informationen benötigt, die nicht ausschließlich peripher wahrgenommen werden können. Um die Reaktionszeiten in einem Ausweichmanöver abschätzen zu können, sollte so folglich diese Reaktionszeit um die Dauer der Blickzuwendung zur Ausweichtrajektorie ergänzt werden. Anhaltspunkte für die Dauer der Blickzuwendung in kritischen Situationen liefern die Untersuchungen von Burckhardt (1985) bei Notbremsvorhängen. Da sich bei einem Ausweichmanöver die Ausweichtrajektorie innerhalb eines Sehwinkels von 5° um den Bereich des scharfen Sehens befindet, ist mit einer Blickzuwendungsdauer von 300 ms für diese Manöver zu rechnen.

2.2.2 Kinematische Zeithorizonte in der Längs- und Querführung

Bremsweg und Bremszeit

Der Bremsweg eines Fahrzeuges um zum Stillstand zu kommen und die dafür benötigte Zeit (Bremszeit) ergibt sich aus dem Verhalten der beteiligten technischen Komponenten des Automobils. Die Verzögerung eines Fahrzeuges beginnt erst nach der technischen Totzeit des Bremssystems und setzt sich nach Zomotor und Reimpell (1987) aus einer Anlegezeit, einer Ansprechzeit und einer Schwellzeit zusammen (vgl. Abb. 2.2). Der Weg s , den ein Fahrzeug in dieser Zeit zurücklegt, ergibt sich aus der Anfangsgeschwindigkeit v_0 und dem Weg, der während der Dauer der Verzögerung (negative Beschleunigung) zurückgelegt wird. Dieser Weg wird im Folgenden als Bremsweg verstanden.

$$s(t) = v_0 \cdot t + \frac{1}{2} a \cdot t^2 \quad (2.1)$$

Soll das Fahrzeug bis zum Stillstand heruntergebremst werden, ergibt sich die reine Bremszeit $t_{Stillstand}$ zu:

$$t_{Stillstand} = \frac{v_0}{a}. \quad (2.2)$$

Risch (2002) zeigt in seinen Ausführungen zur maximalen Bremsverzögerung bei radgetriebenen Fahrzeugen am *Kamm'schen Kreis*, dass die maximale Verzögerung eines realen Fahrzeuges im Bereich der Erdbeschleunigung ($9,806 \text{ m/s}^2$) liegt. Je nach Fahrzeug, Fahrbahn- und Reifenbeschaffenheit unterscheiden sich jedoch die maximal möglichen Verzögerungswerte und variieren derzeit bei kalter Bremse im beladenen Zustand zwischen $6,2 \text{ m/s}^2$ und $11,0 \text{ m/s}^2$ (Burg und Moser, 2007, S. 427-433). Abbildung 2.3 zeigt dazu beispielhaft die benötigte Zeit, um ein Fahrzeug in den Grenzen üblicher Verzögerungswerte für PKW bis zum Stillstand herunterbremsen zu können.

Ausweichbreite und Ausweichzeit

Unter der Ausweichbreite in einem Ausweichmanöver versteht sich der notwendige Querversatz eines Fahrzeuges nach rechts oder links, um ein Hindernis sicher passieren zu können. Dabei muss dieser Versatz innerhalb der Zeitdauer bis zur Kollision mit dem Hindernis (TTC) erreicht werden, um einen Zusammenstoß vermeiden zu können. Dazu

2.2 Zeithorizonte in Fahrmanövern zur Längs- und Querführung

muss das Fahrzeug entsprechend der Position des Hindernisses im Fahrschlauch mindestens um die Breite des Hindernisses versetzt werden. Ein solches Ausweichmanöver benötigt jedoch eine gewisse Zeit, die sich aus der Reaktionszeit des Fahrers und dem eigentlichen Befahren des Ausweichweges zusammensetzt. Da die Lenkgeschwindigkeit eines Menschen endlich ist, verändert sich die Ausweichtrajektorie auch nur stetig. Durch eine Approximation der Ausweichtrajektorie kann unter der Annahme einer konstanten Geschwindigkeit die Zeitdauer der Bewegung des Fahrzeuges auf dieser Trajektorie berechnet werden. Die Umsetzung eines Lenkimpulses des Fahrers in eine Veränderung der Trajektorie wird jedoch durch eine Vielzahl von Faktoren bedingt. So wird durch das Lenkgetriebe der Lenkimpuls des Fahrers in einen Lenkwinkel am Rad umgesetzt (Lenkradwinkel \neq Lenkwinkel) und unter Umständen noch elektromotorisch oder hydraulisch unterstützt. Beginnen die Räder ihre Rollrichtung zu ändern, sind vor allem die Haftgrenzen bzw. Seitenführungskräfte der Reifen (Seitenkraftbeiwerte) an Vorder- und Hinterachse entscheidend für die Umsetzung der Lenkeingabe (Fiala, 2006, S. 110 ff.). Moderne Reifen erreichen je nach Bauart und Fahrbahneigenschaften eine maximale Seitenführungskraft von 4,5 kN bei etwa 10° bis 12° Schräglaufwinkel (Differenz von Lenkwinkel zu Fahrzeugbewegung (Burg und Moser, 2007, S. 93)). Die schnellstmögliche, theoretische Veränderung der Trajektorie wird folglich durch die Seitenführungskraft des Reifens bedingt, welche durch den Schräglaufwinkel beeinflusst werden kann. D.h., wenn der Lenkwinkel der momentanen Fahrzeugbewegung entsprechend vorausseilt, kann die maximal mögliche Krümmung der Trajektorie in jedem Zeitpunkt erreicht werden.

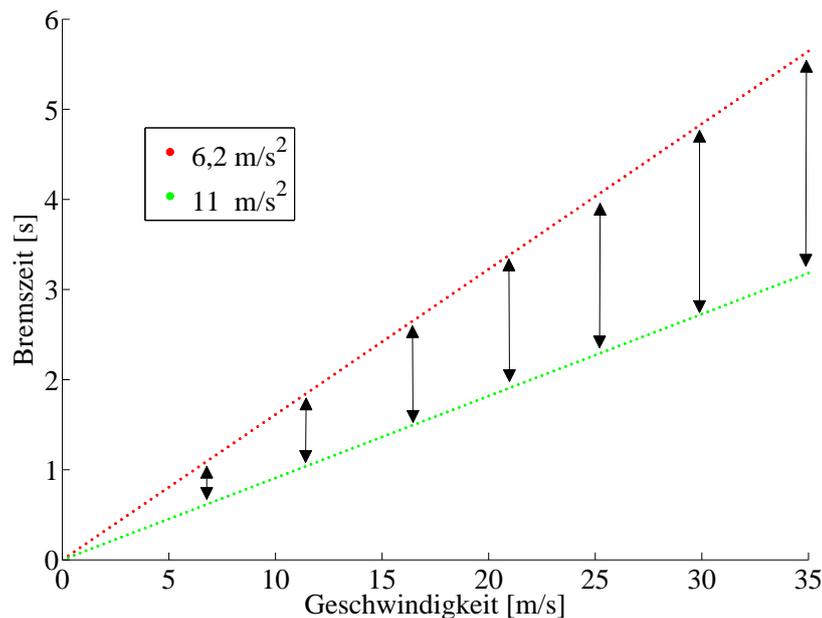


Abbildung 2.3: Die Abbildung zeigt die benötigte Zeit, um ein Fahrzeug aus einer Anfangsgeschwindigkeit bis zum Stillstand herunterzubremsen in den Grenzen üblicher Verzögerungswerte für PKW nach Gleichung 2.2.

2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen

Aus dem nichtlinearen Verhalten der Seitenführungskraft am Reifen wird deutlich, dass die Umsetzung eines Lenkimpulses nicht sofort in eine Veränderung der Krümmung der Trajektorie umgesetzt werden kann. So folgt die Antwort der Trajektorienkrümmung bis zu 0,25 s nach dem Lenkmanöver des Fahrers (Fiala, 2006, S. 114).

Aus den Überlegungen und Erkenntnissen zum Aufbau der Seitenführungskräfte am Reifen ergibt sich für den Verlauf einer theoretisch optimalen Ausweichtrajektorie (mit maximaler Krümmung zu jedem Zeitpunkt) eine Kurve mit progressiver Krümmungsänderung im zeitlichen Verlauf. Mathematisch kann solch ein Verhalten durch eine sogenannte Klothoide beschrieben werden. Eine Klothoide ist eine Kurvenform, bei der die Krümmung proportional zur Länge des Kurvenstücks zunimmt. So kann aus einer Folge von Klothoidensegmenten die Ausweichtrajektorie (vgl. Abb. 2.4) approximiert werden (Scheuer und Fraichard, 1997). Da die mathematische Berechnung einer Klothoide sehr aufwendig ist, schlägt Behringer (1997) ein Näherungspolynom der Form:

$$y(x) = c_0 + c_1x + c_2 \frac{x^2}{2} + c_3 \frac{x^3}{6} \quad (2.3)$$

vor, welches auch durch Ameling (2002) zur Beschreibung von Ausweichtrajektorien herangezogen wird. Der Faktor c_0 beschreibt dabei den Versatz der Trajektorie von der Fahrzeugmitte, c_1 den Tangens des Gierwinkels, c_2 die Krümmung und c_3 gibt die Krümmungsänderung der Trajektorie an.

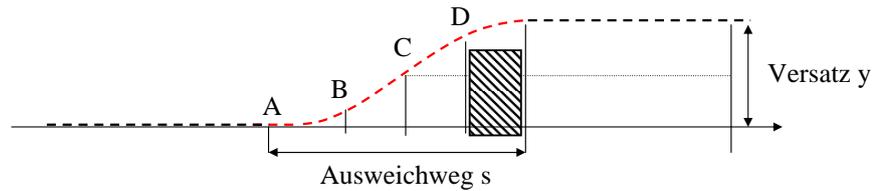


Abbildung 2.4: Die Abbildung zeigt schematisch eine aus vier Klothoidensegmenten zusammengesetzte Ausweichtrajektorie - modifiziert nach Ameling (2002).

Aus der Annahme, dass am Ende der ersten Teilklothoide A die maximale Querbeschleunigung und somit die maximale Krümmung erreicht wird, konstruiert Ameling die zweite Teilklothoide nach Gleichung 2.3 mit den entsprechend veränderten Parameter c_x im Punkt B. Anschließend werden die beiden ersten Klothoidenabschnitte am Punkt C gespiegelt. Da im Punkt D das Fahrzeug bereits das Hindernis passiert hat, kann die minimal mögliche Ausweichzeit unter der Annahme einer konstanten Ausweichgeschwindigkeit als Funktion des Querversatzes und der maximalen Querbeschleunigung hergeleitet werden (Ameling, 2002, S. 49-51). Für drei Klothoidensegmente ergibt sich die Ausweichzeit so zu:

$$t_{min}(a_{quer}, y) = 3 \cdot \sqrt{\frac{y}{2a_{quer}}} \quad (2.4)$$

2.2 Zeithorizonte in Fahrmanövern zur Längs- und Querführung

Derzeit liegen für PKW die im fahrdynamischen Grenzbereich auftretenden Querbeschleunigungswerte bei bis zu 10 m/s^2 (Schimmelpfennig und Nackenhorst, 1985; Kiencke und Daifl, 1997; Reymond et al., 2001; Nickel und Hugemann, 2003; Isermann, 2006; Wesemeier und Isermann, 2009). Abbildung 2.5 zeigt dazu den Einfluss typischer Querbeschleunigungswerte auf den Ausweichweg und die entsprechend benötigte Ausweichzeit. So vergehen für ein Ausweichmanöver um $0,4 \text{ m}$ nach Gleichung 2.4 bei $7,5 \text{ m/s}^2$ gerade einmal 400 ms , während bei 3 m/s^2 fast $0,8 \text{ s}$ vergehen. Deutlich wird an dieser Stelle die Relevanz des Faktors Zeit. Unabhängig von der möglichen Querbeschleunigung kann mit einem früheren Einsetzen des Lenkmanövers ein deutlich größerer Querversatz erzeugt werden (vgl. Abb. 2.5). Diese Überlegungen dienen später zur Beurteilung der praktischen Relevanz einer Lenkmanöverprädiktion mit einem Brain-Computer-Interface.

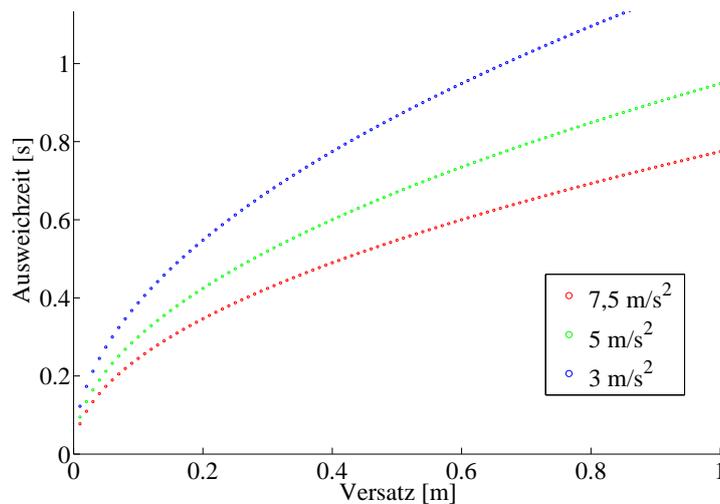


Abbildung 2.5: Die Abbildung zeigt den Zusammenhang zwischen Ausweichzeit und Querversatz für typische Querbeschleunigungswerte.

2.2.3 Nutzen von Informationen über die Fahrerabsicht

Zusammenfassend kann an dieser Stelle festgehalten werden, dass sich die Gesamtzeit der Dauer eines Notmanövers aus der Reaktionszeit des Fahrers und dem Zeitraum des ausgeführten Manövers zusammensetzt. Tabelle 2.2 zeigt dazu die in den vorangegangenen Abschnitten erarbeiteten Zeiten. Aus diesen Werten geht hervor, dass der fahrerspezifische Anteil einen sehr langen Zeitraum in Relation zur Gesamtmanöverzeit in Anspruch nimmt. Trotz aktuellster Entwicklungen unterliegen jedoch insbesondere die reinen Manöverdurchlaufzeiten (unabhängig von Brems- oder Ausweichmanövern) fahrphysikalischen Grenzen, die nicht versetzt werden können. Um dennoch Notmanöverdurchlaufzeiten verkürzen zu können, liegt der Fokus aktueller Forschung und Entwicklung auf dem Fahrer selbst. Durch diesen Ansatz sollen zukünftige Fahrerassistenzsysteme ihre Effizienz und Akzeptanz spürbar erhöhen (Färber, 2005; Kopf, 2005) und in ihrem Verhalten sich einem 'intelligenten Beifahrer' nähern.

2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen

Tabelle 2.2: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über Reaktionszeiten des Fahrers und verschiedene Manöverdurchlaufzeiten in kritischen Situationen.

	Zeitdauer	
Blickzuwendung	320 - 1730 ms	Burckhardt (1985)
Lenkreaktion (erwartet)	440 - 500 ms	Wierwille et al. (1983)
Bremsreaktion (erwartet)	450 - 750 ms	Johansson und Rumar (1971);
Bremsreaktion (unerwartet)	≈ 1250 ms	Triggs und Harris (1982); Zomotor und Reimpell (1987); Groeger (2000); Green (2000);
Pedalumsetzzeit	100 - 200 ms	Kroemer (1971); Hoffmann (2008)
Bremszeit (aus 50 km/h)	≈ 1200 ms	9 m/s^2
Ausweichzeit (um 1 m)	≈ 900 ms	5 m/s^2

Besonderes Augenmerk liegt dabei auf der Fahrerabsichtserkennung. Ein Wissen um das vom Fahrer beabsichtigte nächste Manöver hat nicht nur im Bereich der Notmanöver eine enormes Potential zur Verkürzung der Manöverdurchlaufzeiten, sondern erlaubt auch die Entwicklung neuer Warn- und Vorbereitungsstrategien für den Fahrer. Dazu fast Abbildung 2.6 die sicherheitsrelevanten Schlussfolgerungen aus den kinematischen Zeithorizonten der Fahrzeugführung zusammen. So zeigt sich, dass bereits ab einer Geschwindigkeit von 50 km/h und einem notwendigen Querversatz von ≤ 1 m ein Lenkmanöver theoretisch später ausgeführt werden könnte – um eine Kollision zu vermeiden – als dies bei einem Bremsmanöver der Fall ist. Für höhere Geschwindigkeiten nimmt die sicherheitsrelevante Bedeutung eines Ausweichmanövers weiter zu. Abbildung 2.6: rechts verdeutlicht weiter die Relevanz der Wahl der Ausweichrichtung in Abhängigkeit der Form und Bewegungsrichtung des Hindernisses. So verändert sich die Wirksamkeit des Ausweichmanövers mit dessen Richtung in Abhängigkeit von der Größe des Hindernisses und dessen Trajektorie.

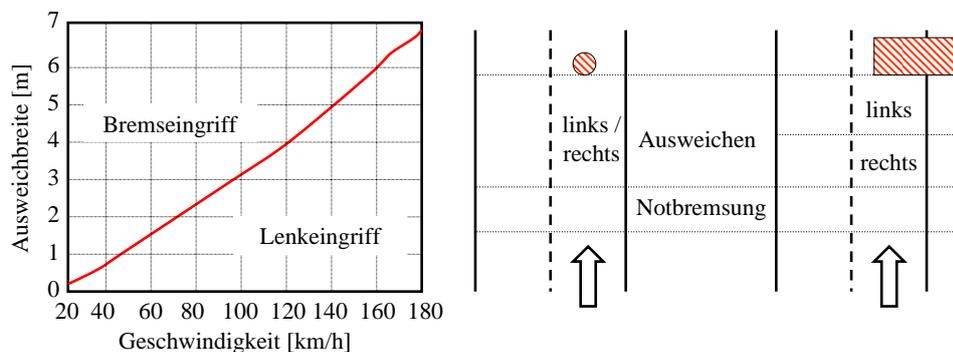


Abbildung 2.6: Die Abbildung zeigt links über die Ausweichbreite und Geschwindigkeit die spätest möglichen Eingriffsgrenzen des Fahrers um eine Kollision zu vermeiden und rechts diese Eingriffsgrenzen schematisch für verschiedene Hindernisse - modifiziert nach Isermann et al. (2009) und Ameling (2002).

Das erkannte beabsichtigte Manöver des Fahrers kann so beispielsweise genutzt werden, um die fahrsituationsgerechte Adäquatheit des geplanten Manövers überprüfen bzw. bei entsprechend zuverlässiger Erkennung auch ein automatisches Notmanöver auslösen zu können. So wird im Rahmen dieser Arbeit unter einer Prädiktion des Fahrmanövers in einer kritischen Situation eine Vorhersage der Längs- und Querführung unmittelbar vor einer Kollision bzw. kritischen Situation verstanden.

2.3 Fahrerabsichtserkennung als Manöverprädiktion

In den vergangenen Jahren beschäftigten sich die Entwickler von Fahrerassistenzsystemen hauptsächlich damit, ein eindeutiges Produkt weiterzuentwickeln und dessen Eigenschaften zu optimieren. Im Mittelpunkt standen dabei überwiegend die fahrdynamischen Eigenschaften des Fahrzeuges. Aller Anspruch orientierte sich hauptsächlich an der Umsetzung technischer Innovationen, welche die kinematischen Eigenschaften des Fahrzeuges verbesserten, um das Fahren an sich sicherer zu machen. Diese Entwicklungen führten hauptsächlich zu modernen Achskonstruktionen und effizienteren Brems- und Bremsregelsystemen. Die voranschreitende Entwicklung der Informationstechnologie verändert jedoch die an ein Fahrzeug und Assistenzsysteme gestellten Ansprüche und Erwartungen. Zukunftsvisionen von Assistenzsystemen mit dem Verhalten eines 'intelligenten Beifahrers' gelten nicht mehr als Utopie, sondern rücken in den Fokus der Automobilbauer und der Wissenschaft.

Im Bereich der Fahrerassistenzsysteme wurden so Systeme erdacht und entwickelt, die helfen sollen Unfälle zu vermeiden (aktive Sicherheitssysteme) und jene die die Folgen von Unfällen mindern sollen (passive Sicherheitssysteme). Aktuell entwickelte oder in der Erprobung befindliche Systeme zur Manöverprädiktion als Fahrerabsichtserkennung fließen dabei in beide Arten von Sicherheitssystemen ein.

2.3.1 Stand der Technik und Forschung

Bremsassistentz

Unter den Bezeichnungen *Active Brake Assist* (ABA, Daimler), *Predictive Safety System* (PSS, Bosch) und *intelligent brake* (iBrake, BMW) werden derzeit eine Reihe von Systemen in den Markt eingeführt, um den Fahrer in Gefahrensituationen und insbesondere bei Notbremsungen unterstützen zu können. Diese Systeme unterstützen den Fahrer nicht nur, sie greifen teilweise auch automatisch in die Längsführung ein, wenn eine Kollision unvermeidbar ist (Schöneburg und Breitling, 2005). Im Wesentlichen kompensieren diese Systeme die notwendigen Bremsbetätigungsgeschwindigkeiten und -kräfte aber u.U. auch eine vollständig ausbleibende Reaktion des Fahrers (automatische Notbremse). Vereinfacht ausgedrückt unterstützen diese Systeme die Umsetzung der Fahrerabsicht, eine Gefahrenbremsung einzuleiten, sobald diese eindeutig durch die Systeme erkannt werden konnte. Die Identifizierung der Fahrerabsicht hat sich in diesem Zusammenhang als sehr nützlich für die Bremsmanöverprädiktion und die Entwicklung von zuverlässigen Fahrerassistenzsystemen erwiesen (Breuer et al., 2007), warf jedoch auch die Problema-

2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen

tik der Genauigkeit der Manövererkennung und den Zusammenhang von Nutzen und Akzeptanz auf (Freyman, 2004). Einige der Bremsunterstützungssysteme basieren auf einer Mustererkennung der Pedalumsetzzeit zwischen Gas und Bremse sowie der Stellung und Betätigungsgeschwindigkeit der einzelnen Pedale (Kiesewetter et al., 1997). Werden diese Muster z.B. bei sportlichen Fahrern fehlinterpretiert, lösen diese Systeme grundlos aus und können hierbei zu schwerwiegenden Folgen führen. Dies betrifft auch Systeme, die reine Sensordaten der Umgebung, wie den Abstand zu einem Hindernis verarbeiten (Stern, 2006). Inkorrekte Sensordaten führen auch hier zu Fehlinterpretationen der Fahrsituation. Um die Einflüsse stochastischer Messfehler reduzieren zu können, werden durch den Einsatz von Sensordatenfusion redundante Informationsquellen im Fahrzeug geschaffen. Durch die Kombination unterschiedlicher Messprinzipien wird ein und dieselbe Fahrsituation von verschiedenen Sensoren erfasst (Becker, 2006). So können diese eindeutiger interpretiert werden, um entweder Warnungen an den Fahrer auszugeben oder in zeitkritischen Situationen autonome Eingriffe zur Fahrzeugstabilisierung bzw. -sicherung einzuleiten.

Mit der Genehmigung des Projektes *FaSor* durch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF, Förderkennzeichen 16SV2233) im Jahre 2005 rücken auch neurophysiologische Veränderungen des Fahrers als Informationsquelle in den Fokus der Forschung im Bereich der Fahrerassistenz. So präsentierte ein Forschungsverbund, unter der Leitung des *Bernstein Focus: Neurotechnology*, auf der CeBIT 2010 eine Schnittstelle zur Erkennung von Hirnsignalen, die bis zu 200 ms einer Notbremsung vorausgehen und eine Detektion der Bremsabsicht ermöglichen (TU Pressestelle, 2010).

Als Zwischenfazit lässt sich zusammenfassen, dass eine Detektion der Fahrerabsicht als Bremsmanöverprädiktion weitestgehend realisiert und erfolgreich im Fahrzeug eingeführt werden konnte. Aktuellste Forschung in diesem Bereich prüft bereits den Einsatz eines BCI um die Bremsabsicht des Fahrers frühzeitiger zu detektieren. Anders verhält es sich jedoch bei der Vorhersage von Ausweichmanövern im Allgemeinen und deren Richtung im Speziellen. Veränderungen des Lenkradwinkels tragen weitaus weniger Informationen über die Absicht des Fahrers, als dies bei Betätigung des Bremspedals der Fall ist.

Ausweichassistentz

Seit Jahren sind die Entwickler von Assistenzsystemen auf der Suche nach der querdynamischen Ergänzung des Notbremsassistenten, um den Fahrer auch hier in seinem Reaktionsvermögen ergänzen bzw. kompensieren zu können. Im Sommer 2009 stellt Daimler der Öffentlichkeit ein System vor, das mittels einer Stereo-Kamera hinter der Windschutzscheibe den Verkehrsraum vor dem Fahrzeug beobachtet und stehende sowie bewegte Objekte erfassen kann (Juchem, 2009). Wird ein Hindernis erkannt, erfolgt die Initiierung eines Ausweichmanövers mit einem Querversatz von 80 cm, um einer bevorstehenden Kollision zu entgehen. Auch Continental erprobt Systeme zur Unterstützung des Fahrers beim Ausweichen vor Hindernissen. Die Entwickler setzen dort auf ein Zusammenspiel von Radarsensoren, Fahrwerksystemen und elektrischer Lenkung. Nach eigenen Angaben wird eine Serienreife jedoch erst für das Jahr 2013 erwartet (Continental, 2010).

2.3 Fahrerabsichtserkennung als Manöverprädiktion

Neben Anstrengungen zur Verbesserung der Fahrzeugsensorik und Situationserkennung rückt auch zunehmend der Fahrer selbst als Sensor in den Fokus der Entwicklung von Ausweichassistenten. Die Fähigkeiten des Menschen, komplexe Situationen wahrzunehmen und darauf innerhalb kürzester Zeit zu reagieren, machen ihn bezüglich sicherheitskritischer Assistenzsysteme zu einer wichtigen Informationsquelle. Jochen Müller (Pressesprecher bei BMW in München) bemerkt dazu 2003: „*Manchmal ist ein Unfall nicht vermeidbar, zum Beispiel bei der Frage: Fahre ich gegen ein Auto oder gegen einen Radfahrer? Solche Entscheidungen trifft der Mensch viel besser, als es die Technik jemals können wird.*“ (Müller, 2003). Kompaß (2008) ergänzt dazu: „*Hieraus entsteht die Notwendigkeit, in den allermeisten Fällen den Menschen als finalen Beobachter und Entscheider in der Regelkette halten zu müssen.*“. Diesem Gedanken folgend hat sich in den letzten Jahren der Fokus der Entwicklung von Assistenzsystemen verschoben. Nach der Entwicklung von Systemen zur Fahrzeugstabilisierung rückt die Integration von Fahrerinformationen in den Vordergrund (Kopf, 2005). Besonders relevant sind in diesem Zusammenhang die Erkennung der Ausweichabsicht, da diese die Situationsbewertung und Manöverauswahl des Fahrers reflektiert. Wird ein abruptes Ausweichmanöver erkannt, können sich Assistenzsysteme darauf einstellen und den Fahrer im Sinne seiner Absicht unterstützen bzw. die Umgebung entsprechend warnen oder auf eine mögliche Kollision vorbereiten. Diese Aussagen und Überlegungen motivieren letztendlich die der Arbeit zugrunde liegende Fragestellung.

Zur Prädiktion von Lenkmanövern in Ausweich- und Spurwechselszenarien existieren eine Reihe von Ansätzen, die auf der Annahme beruhen, dass einer Manöverinitiierung eine feste Sequenz von Verhaltensmustern vorausgeht. In diesem Kontext haben sich Muster in Blickbewegungen sowie Umgebungs- und Fahrdynamikinformationen (insbesondere der Lenkradwinkel) als mögliche Indikatoren zur Vorhersage von Lenkmanövern erwiesen (Salvucci et al., 2001b; Lethaus und Rataj, 2006; Schmitt, 2005; Mandalia und Salvucci, 2005; Blaschke et al., 2008; Schrovén und Giebel, 2008; Sattel et al., 2008; Mannale et al., 2008; Henning, 2010). Viele dieser Ansätze setzen jedoch nahezu vollständige Informationen über die Position des eigenen Fahrzeuges und aller anderer Verkehrsteilnehmer in einer bekannten Umwelt voraus. Unter einer Reihe von Annahmen ist es möglich, aus einer Kombination von Blickbewegung und Kontextinformationen das wahrscheinlichste Manöver mit sehr hohen Genauigkeiten zu präzisieren. Problematisch gestalten sich diese Ansätze jedoch, wenn sich aus den Kontextinformationen keine Fahrsituationen eindeutig ableiten lassen. Die Ergebnisse von Salvucci et al. (2001b) und Henning (2010) zeigen zwar eine Häufung der Blickzuwendung auf die Zielspur bzw. die Außenspiegel unmittelbar bevor ein Spurwechsel initiiert wird, eine Vorhersage des Beginns des Lenkmanövers ist allein aus den Blickdaten jedoch nicht möglich. Aus den Ergebnissen dieser Fahrsimulatoruntersuchung schlussfolgern Salvucci et al., dass der Wechsel in der Blickzuwendung von der eigenen Spur auf die benachbarte lediglich auf eine Veränderung der Semantik der einzelnen Fahrspuren zurückzuführen ist.

Der aktuelle Stand der Technik zur Prädiktion von Ausweich- und Spurwechselmanövern offenbart eine Lücke in der Integration der Fahrerabsicht. Im Gegensatz zu den eingeführten Bremsassistentensystemen wird die Entwicklung von Ausweichassistenten bis dato nicht durch den Wunsch des Fahrers getrieben, ein Lenkmanöver einzuleiten. Kontextab-

2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen

hängige Muster in den Verhaltensdaten des Fahrers und / oder Fahrzeugdaten erlauben jedoch Fahrmanöverprädiktionen, deren Übertragbarkeit auf reale Bedingungen noch zu überprüfen ist. Auch Analysen von Blickbewegungsmustern, die einem intendierten Spurwechsel vorausgehen, zeigen, dass diese nur hinreichende Schlüsse auf ein bevorstehendes Lenkmanöver zulassen. Blickzuwendungen indizieren lediglich eine Verlagerung der visuellen Aufmerksamkeit und nicht den Wunsch bzw. die Entscheidung des Fahrers, einen Spurwechsel zu initiieren.

Fahrerverhalten bei Brems- und Ausweichassistentz

Mit der Entwicklung von Assistenzsystemen, die in kritischen Situationen in die Autonomie des Fahrers eingreifen, wirft sich die Frage nach der Akzeptanz und Auswirkung solcher Eingriffe auf. Besonders interessant gestaltet sich die Tatsache, dass diese Systeme aktiv werden und ein Manöver initiieren, wenn der Fahrer nicht oder zumindest nicht angemessen genug reagiert und in gewisser Weise vom Systemeingriff überrascht wird. Isermann et al. (2009) untersuchen dazu die Reaktion von Fahrern auf automatische Bremsengriffe und systeminitiierte Ausweichmanöver. Es zeigt sich in diesen Untersuchungen, dass sich die Fahrer beim Auslösen eines Notbremsmanövers unbewusst auf dem Gaspedal abstützen und so je nach Systemkonfiguration diese Manöverinitiierung übersteuern könnten. Ähnlich problematisch verhält es sich bei der Initiierung eines automatischen Ausweichmanövers durch einen Lenkwinkelsprung oder durch das Aufbringen eines Lenkmoments in die Ausweichrichtung. Kullack et al. (2009) zeigen, dass durch das Aufbringen von Lenkmomenten ein Lenkreflex entgegen der Richtung des Moments ausgelöst werden kann. Somit könnten künstliche Lenkmomente zu einer unkontrollierten Reaktion des Fahrers führen, in denen dieser mit dem oder gegen das Lenkmoment agiert oder das Lenkrad schlicht festhält. Isermann et al. gehen auf diese Problematik nicht ein. Es ist jedoch davon auszugehen, dass die Versuchsfahrer den Eingriff der Systeme in diesen Untersuchungen erwarteten. So ist es auch nicht verwunderlich, dass im Falle der automatischen Lenkeingriffe über 50% der befragten Fahrer angaben, die Kontrolle über das Fahrzeug gehabt zu haben.

Ist die Zeit bis zur Kollision sehr gering, fällt die Problematik der Fahrergegenreaktion nicht so sehr ins Gewicht und es zeigt sich das enorme Potential solcher Systeme im Bereich der aktiven als auch passiven Sicherheit. Die Untersuchungen weisen jedoch auf eine Problematik hin, die entsteht, wenn dem Fahrer genügend Zeit bleibt, um auf den Systemeingriff zu reagieren. Dafür allgemeingültige Eingreifschwelle zu definieren ist eine mit der größten Herausforderungen bei der Entwicklung solcher aktiven Lenkmomente. Die durchgeführten Befragungen von Isermann et al. zeigen jedoch, dass sich die Akzeptanz von automatischen Notbremsengriffen deutlich von der bei automatischen Lenkeingriffen unterscheidet. Die Fahrer befürchten unkontrolliert in den Gegenverkehr geraten können, wenn das System ohne eigenes Zutun ein Ausweichmanöver initiiert. Eine Problematik, die durch die Integration einer Detektion der Ausweichabsicht des Fahrers entschärft werden könnte.

2.3.2 Anforderungen an eine Manöverprädiktion

Die Anforderungen, welche an Systeme zur Manöverprädiktion zu stellen sind, unterscheiden sich nicht von denen, die generell Fahrerassistenzsysteme betreffen. Von besonderer Bedeutung sind dabei weniger die Erkennungsleistung solcher Systeme, sondern das durch sie ausgelöste Systemverhalten. Grundsätzlich können diese Systeme informierend, warnend sowie handlungsempfehlend ausgelegt sein oder durch Intervention in mehr oder weniger starkem Maße direkt in Teile der Quer- oder Längsführung eingreifen. Besonders in zeitkritischen Gefahrensituationen ist jedoch der reine Hinweis oder eine Warnung des Fahrers zeitlich nicht immer sinnvoll und ein Eingriff in die Autonomie des Fahrers vorzuziehen. Mit den rechtlichen Auswirkungen von Eingriffen solcher Systeme setzt sich der nachfolgende Abschnitt auseinander.

Rechtliche Rahmenbedingungen

Die Vorschriften und Rahmenbedingungen, die für den Einsatz und die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen maßgeblich sind, können in straßen- und haftungsrechtliche Regelungen unterteilt werden. Das Straßenrecht setzt sich aus völkerrechtlichen, europarechtlichen und nationalen Regelungen zusammen. In diesem Kontext besitzt der völkerrechtliche Vertrag *Übereinkommen über den Straßenverkehr* vom 08. November 1968, der auch als Wiener Straßenverkehrskonvention bekannt ist, die größte Bedeutung (Economic Commission for Europe, 1968). Relevant im Hinblick auf die Entwicklung und Zulassung von Fahrerassistenzsystemen sind hierbei vor allem die Artikel 8 und 13 dieser Konvention. In Artikel 8 Abs. 5 wird dazu festgehalten: „*Every driver shall at all times be able to control his vehicle or to guide his animals.*“. Als Konsequenz würde sich aus dem Wortlaut dieses Absatzes ergeben, dass im Hinblick auf den Eingriff von Fahrerassistenzsystemen, jegliche Art von Systemen abzulehnen ist, welche nicht durch den Fahrer überstimmt werden können oder womöglich das Fahrzeug autonom führen. Artikel 13 Abs. 1 ergänzt dazu: „*Every driver of a vehicle shall in all circumstances have his vehicle under control so as to be able to exercise due and proper care and to be at all times in a position to perform all manoeuvres required of him. [...]*“. Diese Ausführungen unterstreichen die Verantwortung des Fahrers beim Führen eines Fahrzeuges.

Allerdings werden diese Artikel unterschiedlich juristisch interpretiert (Kompaß, 2008). Bei genauerer Analyse des englischen Wortlautes verstoßen auch nicht-übersteuerbare Systeme nicht gegen die Wiener Straßenverkehrskonvention, da diese die eigentlichen Überwachungspflichten des Fahrers nicht substituieren. Weiter ist eine eindeutige Regelung der direkten Fahrzeugsteuerung durch den Begriff *control* nicht eindeutig getroffen worden. Durch den deutschen Gesetzgeber wurden diese Regelungen in den §§ 1-5 und § 23 Straßenverkehrsordnung (StVO) entsprechend umgesetzt.

Im Gegensatz zum Straßenrecht werden die Haftungsregeln nach dem Haftungsrecht für den Fahrer national festgelegt. Die Gestaltungsfreiheit wird jedoch durch die EG-Produkthaftungsrichtlinie im Geltungsbereich der Europäischen Gemeinschaft (EG) eingeschränkt (Taschner und Frietsch, 1990). In haftungsrechtlichen Fragen muss in Bezug auf Fahrerassistenzsysteme jedoch nach Aspekten der persönlichen Haftung des Fah-

2 Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen

ners und der Produkthaftung des Herstellers differenziert werden. Die Haftung des Halters eines Fahrzeuges wird eindeutig durch § 7 Abs. 1 Straßenverkehrsgesetz (StVG) geregelt. Demnach ist der Halter verpflichtet, jeglichen entstandenen Schaden dem Geschädigten zu ersetzen. § 7 Abs. 3 StVG verlagert die Haftung auf den Führer eines Fahrzeuges, wenn dieser ohne Wissen und Wollen des Halters agiert. § 18 StVG regelt generell die Ersatzpflicht des Fahrzeugführers. Der Umgang mit entsprechenden Schadensersatzansprüchen wird in § 823 des Bürgerlichen Gesetzbuches (BGB) geregelt. Interessanterweise schränkt § 831 BGB die Haftung bei entsprechend sorgfältiger Auswahl und Leitung der Verrichtung ein. Fraglich ist hier, ob dies auch für die Auswahl eines Assistenzsystems gilt. § 631 Abs. 2 BGB (Pflichten beim Werkvertrag) in Verbindung mit §§ 633, 634 Abs. 4 BGB (Rechte des Bestellers bei Mängeln) scheinen bei Sachmängeln sogar einen Anspruch gegenüber den Herstellern von Assistenzsystemen zu begründen. Die angeführten Paragraphen zur Regelung von Schadensersatzansprüchen, die beim Führen eines Fahrzeuges entstehen können, verdeutlichen die Problematik der Haftungsfrage im Kontext von Fahrerassistenzsystemen.

Aus Sicht der Entwickler von Assistenzsystemen zeigt sich ein ähnliches Bild. So haftet der Hersteller nach § 1 Abs. 1 Produkthaftungsgesetz (ProdHaftG) für alle Schäden, die durch ein fehlerhaftes Produkt entstehen. Die in § 1 Abs. 4 ProdHaftG festgelegte Beweislastumkehr vom Geschädigten zum Hersteller bei Streitigkeiten zur Ersatzpflicht vervollständigen den Eindruck einer Grauzone im Bereich der rechtlichen Rahmenbedingungen zu den Auswirkungen des Eingreifens von Fahrerassistenzsystemen. Eine umfassendere Diskussion dieser Problematik ist dem Beitrag von Seeck und Gasser (2006) zu entnehmen. Seeck und Gasser kommen zu dem Schluss, dass den straßenverkehrsrechtlichen Regelungen ein Leitbild des menschlichen Fahrers zugrunde liegt, welches durch die Entwicklung moderner Fahrerassistenzsysteme verändert wird. Eine eindeutige Regelung der Ersatzansprüche ist bei nicht übersteuerbaren Systemen nach der heutigen Ausgestaltung des Verkehrs- und Produkthaftungsrechts nicht zu entnehmen. Um das Haftungsrisiko möglichst gering zu halten, ziehen sich viele der Hersteller und Entwickler von Assistenzsystemen so auf das Warnen und Geben von Handlungsempfehlungen an den Fahrer zurück.

Der Vorstand des Deutschen Verkehrssicherheitsrat e.V. (DVR) beschließt zu dieser Problematik 2006, dass auch bei der Einführung von neuen Fahrerassistenzsystemen die Verantwortlichkeit für die Führung des Fahrzeuges beim Fahrer zu verbleiben hat (Kellner, 2006). Weiter empfiehlt der DVR den Einsatz von nicht übersteuerbaren, eingreifenden Systemen in kritischen Situationen, lehnt jedoch ein Eingreifen solcher Systeme ab, wenn der Fahrer die entsprechende Fahraufgabe selbst bewältigen kann. Welche Fahraufgaben oder Situationen dies konkret betrifft wurde jedoch nicht beschlossen. Weiter ungeklärt bleibt auch die Frage, ab wann ein Fahrer prospektiv eine Fahraufgabe nicht mehr selbst bewältigen kann.

Anforderungen an Fahrerassistenzsysteme

Allein aus den skizzierten rechtlichen Rahmenbedingungen und den Beschlüssen des Verkehrssicherheitsrats können neben den erarbeiteten Erkenntnissen aus den vorherigen Kapiteln eine Reihe von Anforderungen an die Entwicklung von Funktionalitäten in Assistenzsystemen abgeleitet werden.

- Ein Fahrerassistenzsystem sollte so gestaltet werden, dass ein Systemeingriff jederzeit durch den Fahrer überteuert werden kann, wenn er es auch noch selbst ausführen könnte. Der Fahrer dient in diesem Fall als eine Art redundante Informationsquelle bzw. zusätzlicher Bewertungskanal.
- Ist das Reaktionsvermögen des Fahrers nicht adäquat oder die Reaktionsgeschwindigkeit zu gering, sollen Eingriffe so gestaltet werden, dass die Fahrzeugreaktionen dem Wunsch bzw. der Absicht des Fahrers entsprechen. Ein Beispiel für ein solches Assistenzsystem ist das inzwischen gesetzlich vorgeschriebene ESP.
- Systemeingriffe, die der Fahrer nicht übersteuern kann, sind nur anzustreben, wenn das System in seiner Funktion mit den gewöhnlichen Funktionen eines Automobils vergleichbar ist und keine sicherheitskritischen Systeme betrifft. Zu diesen Systemen zählen beispielsweise das adaptive Kurvenlicht, automatische Fahrlichtsteuerungen und eine Aktivlenkung mit variabler Lenkübersetzung.
- Eine Konditionierung des Fahrers durch das Assistenzsystem muss verhindert werden. Bei einem Fehlverhalten des Systems muss der Fahrer in der Lage sein, rechtzeitig und richtig eingreifen zu können.
- Eine Risikokompensation der Fahrer durch Assistenzsysteme ist zu verhindern. Wenn ein Fahrer die Fahrsituation durch Funktionen von Assistenzsystemen als sicherer wahrnimmt, besteht die Gefahr, dass er diesen Sicherheitszugewinn durch riskanteres Verhalten kompensiert.

Durch eine Detektion der Fahrerabsicht und deren Einbettung in aktive Assistenzkonzepte kann ein Großteil der hier angeführten Anforderungen adressiert werden. Im Kontext der Ausweichassistenz kann durch ein BCI zur Lenkmanöverprädiktion eine redundante 'menschliche' Informationsquelle geschaffen werden, um mögliche kamerabasierte Systeme zu ergänzen. Durch eine Detektion der neuronalen bzw. kognitiven Prozesse des Fahrers, die einem intendierten Manöver vorausgehen, kann per se die mögliche Reaktionsgeschwindigkeit des Fahrers um den Anteil der muskulären Umsetzung kompensiert werden. Um eine Konditionierung sowie Risikokompensation des Fahrers weitestgehend ausschließen zu können, müssen allerdings Muster in der hirnelektrischen Aktivität detektiert werden, die auch nur unmittelbar vor der motorischen Ausführung des Fahrmanövers auftreten und nicht durch den Fahrer selbst beeinflusst werden können.

Im nachfolgenden Kapitel wird dazu in die Psychophysiologie der Fahraufgabe eingeführt und anhand verkehrspsychologischer Modelle und neurowissenschaftlicher Erkenntnisse die infrage kommenden kognitive Prozesse des Fahrers und deren neuronale Substrate erarbeitet.

3 Psychophysiologie der Fahraufgabe

Seit Mitte des 20. Jahrhunderts werden im Rahmen der kognitiven Psychophysiologie die Zusammenhänge zwischen Veränderungen der Physiologie und den Prozessen der Informationsverarbeitung des Menschen (Kognition) untersucht. Von besonderem Interesse ist dabei die Abbildung dieser Prozesse durch physiologische Parameter, deren Dynamik sowie die Bestimmung der zugrunde liegenden kausalen Zusammenhänge (Schandry, 1998; Birbaumer und Schmidt, 2006).

Im Fokus dieser Arbeit stehen insbesondere die Erfassung und Analyse von Veränderungen der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers, die einem intendierten Fahrmanöver vorausgehen. Es soll überprüft werden, ob eine Detektion der Hirnaktivität prinzipiell im Fahrzeug möglich ist und für eine Manöverprädiktion genutzt werden kann, um den Fahrer in Gefahrensituationen (z.B. bei einem Notausweichmanöver) unterstützen zu können. Dazu werden die mentalen Prozesse, die zwischen der Reizaufnahme und der Reaktion ablaufen, als Prozesse der Kognition des Fahrers verstanden. Viele dieser kognitiven Leistungen, die während eines Fahrmanövers im Geiste des Fahrers ablaufen, werden dabei dynamisch von verschiedenen Hirnstrukturen übernommen. Dies führt zu einer eigenen funktionalen Dynamik innerhalb des Gehirns, welche der zeitlichen Dynamik eines Fahrmanövers gegenübersteht.

Um die kontinuierliche Hirnaktivität des Fahrers analysieren und interpretieren zu können, ist es notwendig, die Vorgänge innerhalb des Gehirns des Fahrers zu identifizieren. Hauptaugenmerk liegt auf den ablaufenden kognitiven Prozessen beim Führen eines Fahrzeuges und insbesondere jenen, die zu einer Manöverinitiierung beitragen. Dazu wird in diesem Kapitel auf verschiedene Modellvorstellungen zu kognitiven Prozessen bei der Bewältigung der Fahraufgabe (Kap. 3.1.1) sowie der damit verbundenen menschlichen Informationsverarbeitung (Kap. 3.1.2) eingegangen. Kapitel 3.2 beleuchtet weiter die physiologischen Aspekte eines Fahrmanövers und erläutert wie die notwendigen kognitiven Prozesse durch verschiedene Hirnstrukturen funktional übernommen werden. Voraussetzung für eine Manöverinitiierung durch den Fahrer ist eine entsprechende motorische Planung und Vorbereitung der Extremitäten. Aus diesem Grund wird in Kapitel 3.2.2 gesondert auf die in verschiedenen Manövern involvierten Muskelgruppen und deren Bedeutung für eine Manöverprädiktion eingegangen.

Abbildung 3.1 fasst dazu die zentrale Frage nach den kognitiven Prozessen und physiologischen Begleiterscheinungen, die einem intendierten Fahrmanöver des Fahrers vorausgehen, zusammen und beschreibt gleichzeitig den Inhalt und Aufbau dieses Kapitels.

Vereinfacht ausgedrückt sollen in diesem Kapitel die zentralen Fragen nach dem *Was?*, *Wo?* und *Wann?* der Vorgänge innerhalb des Gehirns des Fahrers vor einer Lenkmanöverinitiierung als Ansatzpunkt einer fahrerzentrierten Fahrmanöverprädiktion herausgearbeitet werden.

3.1 Kognitionspsychologische Überlegungen zur Fahraufgabe

- **Was** bzw. welche kognitiven Prozesse des Fahrers gehen einer Manöverinitiierung voraus?
- **Wann** bzw. in welcher Reihenfolge laufen diese Prozesse ab und bedingen diese einander?
- **Wo** bzw. durch welche neuronalen Strukturen werden diese kognitiven Prozesse im Gehirn erbracht?

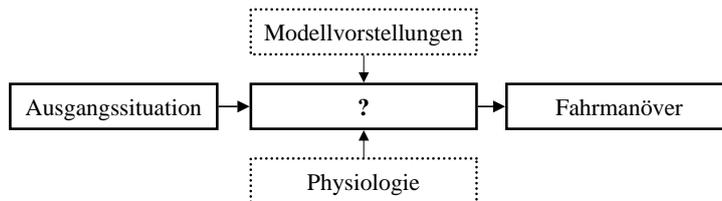


Abbildung 3.1: Die Abbildung zeigt schematisch die in dieser Arbeit gewählte Herangehensweise zur Identifikation kognitiver und physiologischer Prozesse, die einem intendierten Fahrmanöver des Fahrers vorausgehen.

3.1 Kognitionspsychologische Überlegungen zur Fahraufgabe

In diesem Abschnitt werden zunächst einige der bekannteren qualitativen Modellvorstellungen zur Fahrzeugführung und Informationsverarbeitung kurz übersichtsartig vorgestellt und deren Gemeinsamkeiten herausgearbeitet. Das Ziel ist dabei die Identifikation jener kognitiven Prozesse, die einem Lenkmanöver unmittelbar vorausgehen. Auf eine Übersicht kontinuierlicher quantitativer Modelle auf regelungstechnischer bzw. systemtheoretischer Basis ohne neuronalen Bezug wird an dieser Stelle verzichtet. Eine Einführung und Übersicht zu diesen Modellen liefern Winner et al. (2009).

3.1.1 Fahrerverhaltensmodelle

Eine der Grundannahmen der Psychologie beinhaltet, dass menschliches Verhalten durch kognitionspsychologische Theorien erklärt werden kann. Diese Theorien beschreiben eine Abfolge von kognitiven Prozessen, durch die das beobachtete Verhalten abgebildet und erklärt werden soll (vgl. Abb. 3.2). Im Verlauf der letzten Jahrzehnte entwickelte sich, diesem Grundgedanken folgend, im Kontext der Verkehrspsychologie eine Reihe von Vorstellungen zur Erklärung des Verhaltens von Fahrern beim Führen eines Fahrzeuges. Im Rahmen der Aufgabe, das Fahrzeug zu führen kann dabei das Verhalten des Fahrers als komplexe Überwachungs- und Regelungsaufgabe verstanden und in Form von verschiedenen Fahrermodellen beschrieben werden. Vereinfacht kann man zusammenfassen, dass ein Fahrer unter Verwendung verschiedener Fahrmanöver ein Fahrzeug auf den notwendigen Umwegen, unter Beachtung vieler Nebenziele und vor allem ohne mit

3 Psychophysiologie der Fahraufgabe

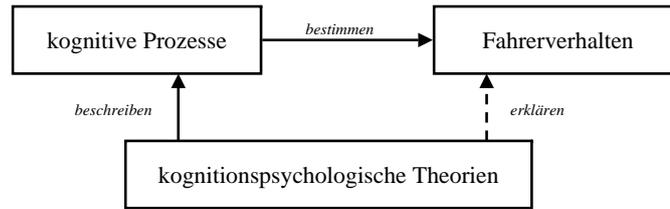


Abbildung 3.2: Die Abbildung zeigt schematisch eine der Grundannahmen der Kognitionspsychologie, in der durch verschiedene kognitionspsychologische Theorien das menschliche Verhalten erklärt werden kann.

anderen Verkehrsteilnehmern oder Hindernissen zu kollidieren, zu einem Ziel steuert (Fiala, 2006, S. 9 ff.). Die zielorientierte Manöverauswahl des Fahrers ist dabei das Ergebnis eines Entscheidungs- und Bewertungsprozesses (Duncan, 1990) und kann durch verschiedene verkehrspsychologische Modellvorstellungen, die entweder die gesamte Fahraufgabe oder nur spezielle Bereiche betrachten, beschrieben werden (Rumar, 1985; Näätänen und Summala, 1974; Jürgensohn und Timpe, 2001; Salvucci et al., 2001a; Hollnagel et al., 2003). Aufgrund der großen Anzahl verschiedener Fahrsituationen und beteiligter Faktoren ist es jedoch nahezu unmöglich, ein allgemeingültiges Modell des Fahrerverhaltens zu entwickeln. Bereits 1938 leiten Gibson und Crooks (1938) eine der ersten Modellvorstellungen zur Beschreibung der Fahraufgabe aus ihren Beobachtungen ab. Im Verlauf der Zeit entwickelten sich darauf aufbauend weitere Ansätze zur Beschreibung der Determinanten des Fahrerverhaltens als Folge von verschiedenen Entscheidungs- und Bewertungsprozessen im Sinne der klassischen Kognitionspsychologie (Ranney, 1994). Diese Ansätze bestehen größtenteils aus hierarchischen Strukturen, welche den Entscheidungsprozess des Fahrers auf verschiedene Ebenen herunterbrechen (Bernotat, 1970; Michon, 1985). Weitere Modelle beziehen explizit die menschliche Informationsverarbeitung und -filterung mit ein (Rumar, 1985), berücksichtigen Aspekte einer subjektiven Risikobewertung (Näätänen und Summala, 1974) oder verknüpfen kausal Ziele, Maßnahmen und Ergebnisse miteinander (Hollnagel et al., 2003). Eines der bekanntesten Modelle ist das 'Drei-Ebenen-Modell' der Fahrzeugführung (Bernotat, 1970; Michon, 1985).

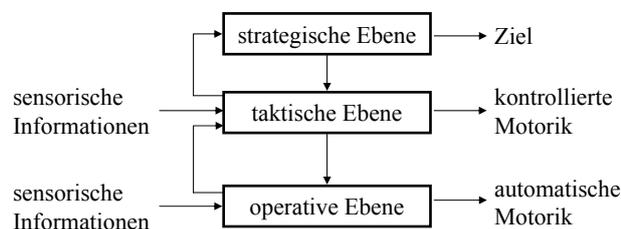


Abbildung 3.3: Die Abbildung zeigt eine hierarchische Struktur der Entscheidungsfindung des Fahrers - modifiziert nach Michon (1985).

3.1 Kognitionspsychologische Überlegungen zur Fahraufgabe

Nach diesem Modellansatz findet die kognitive Regulation des Fahrerverhaltens auf einer Steuerungsebene (operativ), einer Führungsebene (taktisch) und einer Navigationsebene (strategisch) statt (vgl. Abb. 3.3). Dabei zeichnen sich diese Regulationsebenen durch einen unterschiedlichen Grad an Bewusstheit aus. Dieser Modellierungsansatz unterstreicht die hierarchische Struktur und die Bedeutung der Verarbeitung sensorischer Informationen zur Bewältigung der Fahraufgabe. So wird deutlich, dass in jeder dieser Ebenen unterschiedliche Informationen zur Entscheidungsfindung für den Fahrer relevant sind. So benötigt die Planung eines Reisezieles auf der strategischen Ebene wenige aktuelle Umweltinformationen, während hingegen Entscheidungen auf der taktischen und operativen Ebene sehr wohl auf Basis aktueller Umgebungsinformationen, wie z.B. der aktuellen Strecken- und Fahrsituation, getroffen werden. Die taktische Ebene umfasst dabei die eigentliche Auswahl von Fahrmanövern, von der Koordination einer Kurvenfahrt, bis hin zu einem Ausweichmanöver. Wie und mit welchen Zielen der Fahrer Entscheidungen auf dieser Ebene trifft, bleibt in diesem Modellansatz jedoch unbetrachtet. Vor dem Hintergrund dieser Handlungsebenen ist die Initiierung eines Fahrmanövers vor allem Bestandteil der taktischen Ebene.

Mit den motivationalen Determinanten einer Manöverauswahl durch den Fahrer beschäftigen sich Näätänen und Summala (1974). Die Autoren führen in ihrem Modell zur Beschreibung des Entscheidungsprozesses einen Informationsfluss ein, der den Wettbewerb zwischen der Ausführung eines bestimmten Manövers und dem damit verbundenen subjektiven Risiko hervorhebt. Dieses Modell beginnt mit einer Reizsituation, aus welcher der Fahrer im Rahmen eines Wahrnehmungsprozesses verschiedene Reize aus seiner Umwelt aufnimmt und aufbereitet. Die Autoren gehen dabei insbesondere auf die motivgesteuerte Selektivität der Wahrnehmung ein. Sie unterscheiden dabei zwischen der Relevanz der Reize für die Fahraufgabe und der Relevanz anderer Bedürfnisse des Fahrers. Weiter unterstreichen Näätänen und Summala, dass diese selektive Wahrnehmung um so stärker wird, je größer die Erwartung eines unmittelbaren Ereignisses ist.

An dieser Stelle kann festgehalten werden, dass das Modell von Näätänen und Summala (1974) zur Rolle motivationaler Faktoren als Determinanten der Manöverauswahl als zirkulierender motivations- und risikogetriebener Informationsfluss verstanden werden kann. Am Ende einer Iteration entsteht eine neue Situation, welche entsprechend den eventuell veränderten Motiven wieder verarbeitet wird (vgl. Abb. 3.4, oben). Diesen Gedanken greift Rumar in seinem 1985 postulierten Modell auf und beschreibt das Verhalten des Fahrers als reinen Informationsverarbeitungsprozess und führt verschiedene physische und kognitive Filter ein, um die begrenzte Aufnahme- und Verarbeitungsfähigkeit des Menschen abbilden zu können. Wie auch Näätänen und Summala integriert er neben motivationalen Faktoren auch Aspekte der Aufmerksamkeit und Erwartung in sein zirkuläres Modell (vgl. Abb. 3.4, unten). Dieses Modell beschreibt insbesondere die Wahrnehmung der aktuellen Verkehrssituation und wie die Entscheidungen des Fahrers auf unterschiedlichste Art und Weise beeinflusst werden. Durch das Einflechten verschiedener Filter in dieses Modell wird deutlich, wie Informationen aus der Umwelt des Fahrers als Basis der Bewertung und Entscheidung verändert werden bzw. auch verloren gehen können.

3 Psychophysiologie der Fahraufgabe

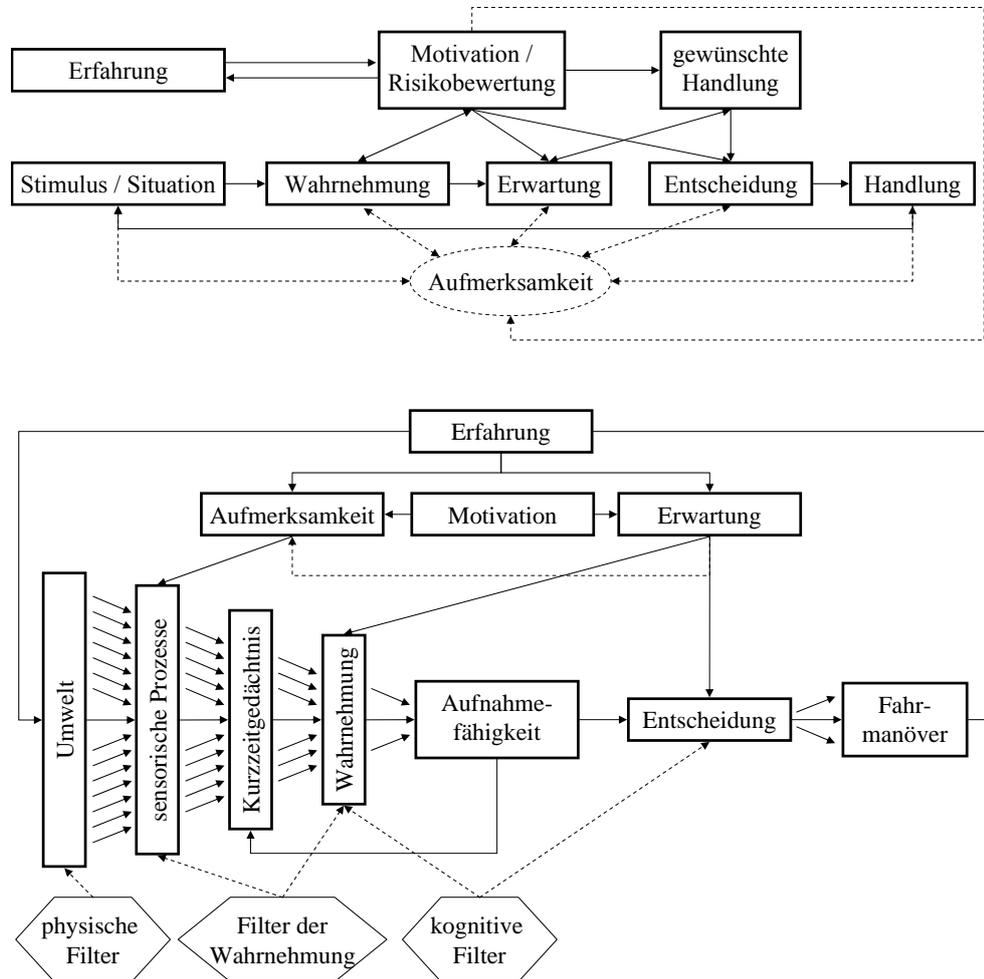


Abbildung 3.4: Die Abbildung zeigt oben ein Fließschema des Entscheidungsprozesses des Fahrers in Abhängigkeit seiner Motive und Erfahrungen - modifiziert nach Näätänen und Summala (1974) und unten ein Informationsverarbeitungsmodell zur Beschreibung der Auswahl von Fahrmanövern durch den Fahrer - modifiziert nach Rumar (1985).

3.1 Kognitionspsychologische Überlegungen zur Fahraufgabe

Die vorgestellten Modelle machen deutlich, dass, um zu verstehen, wie bestimmte Manöver durch den Fahrer ausgewählt werden, diese nicht nur das Ergebnis der Verarbeitung von Reizen aus der Umwelt sind. Vielmehr wird die Verarbeitung dieser Reize durch Motive und Ziele des Fahrers gefiltert und gewichtet, bevor diese unter Umständen in einer Handlung des Fahrers münden (Duncan, 1990).

Einen von psychophysiologischen Aspekten getriebenen Ansatz zur Modellierung des Informationsflusses beim Fahren verfolgen Salvucci et al. (2001a). Dieser Ansatz zählt zwar zu den quantitativen Modellen, zeigt jedoch, dass basierend auf der Modellierung kognitiver Prozesse in ACT-R eine Prädiktion des Blick- und Lenkverhaltens möglich ist. Dazu verknüpft das Modell im Wesentlichen die drei Prozesse *Control*, *Monitor* und *Decide* miteinander. Die zur kontinuierlichen Regelung notwendigen Informationen beziehen die Autoren aus einer Modellierung der visuellen Aufmerksamkeit und bilden so einen Teil der durch Näätänen und Summala sowie Rumar eingeführten Wahrnehmungsprozesse durch den Prozess *Monitor* ab. Wird durch das Modell ein Spurwechsel initiiert (*Control*), wird zuerst im Rahmen der *Decide*-Komponente überprüft, ob sich ein Fahrzeug auf der Zielspur befindet.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass nach herrschender Meinung die einzelnen Wahrnehmungs- und Denkvorgänge beim Fahren als Prozess der Informationsverarbeitung verstanden werden kann. Die vorgestellten Modelle beruhen im Wesentlichen auf einem kontinuierlichen Informationsfluss zwischen dem Fahrer, dem Fahrzeug und der Umwelt. Dieser Informationsfluss basiert in allen Modellen auf der Wahrnehmung von Informationen, die über verschiedene Rezeptoren aufgenommen und unterschiedlich aufbereitet werden und letztendlich zu einer Entscheidung und Handlung des Fahrers bzw. zu einem Fahrmanöver führen. Wie der Fahrer die einzelnen Informationen abhängig von der jeweiligen Situation genau bewertet, ist jedoch unbekannt und Gegenstand aktueller Forschung (Fiala, 2006). Rumar (1985) benennt in seinem Modell das Fahren sogar als reinen Informationsverarbeitungsprozess. Dabei läuft ein Großteil dieser Prozesse automatisiert ab und wird im störungsfreien Fall auch lediglich unterbewusst verarbeitet (Winner et al., 2009, S. 17). Durch die Modellvorstellungen von Näätänen und Summala sowie Rumar wird jedoch deutlich, dass ein unerwartetes Eintreten einer kritischen Situation einen erneuten Durchlauf einiger der kognitiven Verarbeitungsprozesse erfordert. Unabhängig von den betrachteten Verarbeitungsstufen benötigt dieser Prozess eine gewisse Zeit. So kann der in Kapitel 2.2.1 aufgezeigte Unterschied in den Reaktionszeiten auf erwartete und unerwartete Reaktionsaufforderungen erklärt werden. Bei Erwartung einer bekannten Reaktionsaufforderung wird der Informationsverarbeitungsprozess auf eine einfache Reiz-Reaktions-Schleife reduziert, während eine unerwartete Situation eine erneute Bewertung der Handlungsalternativen notwendig macht.

Abbildung 3.5 zeigt ein Schema der Informationszirkulation zwischen dem Fahrer, dem Fahrzeug und der Umwelt. Dieses Schema fasst die wesentlichen Gemeinsamkeiten der präsentierten Modelle zur Abbildung der kognitiven Determinanten der Fahrmanöverauswahl zusammen und reduziert diese gleichzeitig auf einen kontinuierlichen Informationsverarbeitungsprozess. So führt jeder Reiz, der durch den Fahrer verarbeitet wird, unter bestimmten Voraussetzungen zu einer Entscheidung und einer entsprechenden Reaktion. Diesem Gedanken folgend wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit jedes

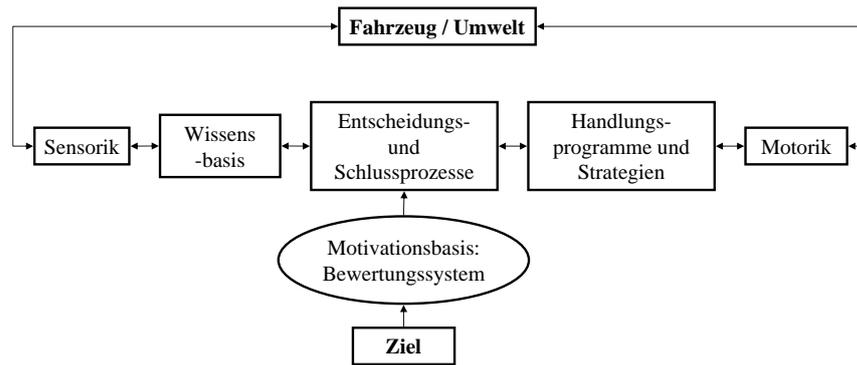


Abbildung 3.5: Die Abbildung zeigt die Informationszirkulation zwischen Fahrer und Fahrzeug - modifiziert nach Jürgensohn und Timpe (2001)[S. 17].

Fahrmanöver und im Speziellen jedes Lenkmanöver in einem Ausweichszenario als mehr oder weniger komplexe Folge von kognitiven Prozessen der Informationsverarbeitung verstanden. Im Nachfolgenden werden dazu die Erkenntnisse zu den Grundlagen der menschlichen Informationsverarbeitung zusammengefasst.

3.1.2 Modelle der menschlichen Informationsverarbeitung

Im vorangegangenen Abschnitt wurden die für die Auswahl eines Fahrmanövers relevanten kognitiven Prozesse und der Informationsfluss zwischen diesen aus der Literatur abgeleitet. Im Folgenden soll anhand von Modellen der menschlichen Informationsverarbeitung und dem damit eng verbundenen Forschungsansatz der mentalen Chronometrie ein Einblick in mögliche zeitliche Abläufe und die Koordination dieser Prozesse gegeben werden. Zu den Ansätzen und der Bedeutung der mentalen Chronometrie sei in diesem Zusammenhang vorab auf die Rezensionen von Meyer et al. (1988) sowie der neuere Beitrag von Posner (2005) verwiesen.

Wie bereits erwähnt braucht die Verarbeitung sensorischer Information durch den Menschen Zeit und belegt Ressourcen. Diese Aussage ist eine der fundamentalsten Grundannahmen der Forschung in diesem Bereich. Informationen aus der Umwelt werden dazu in verschiedenster Art und Weise durch den Fahrer aufgenommen, entsprechend aufbereitet und im Rahmen der eigentlichen Informationsverarbeitung (Kognition) verarbeitet. In dieser Stufe wird entschieden, ob eine der aufgenommenen Informationen zu einer Fahrmanöverinitiierung führt oder nicht (Breuer und Bill, 2006, S. 41). Zwischen der Informationsaufnahme und der Reaktion postuliert nun die einschlägige Literatur eine Reihe von verschiedenen mentalen Prozessen. So wird der Begriff der *Verarbeitung* und dessen Interaktion mit dem *Gedächtnis* durch verschiedene Modelle der Informationsverarbeitung im eigentlichen Sinne detaillierter beschrieben. Die Literatur unterscheidet hier in sequentielle bzw. Stufen- und Ressourcenmodelle sowie Kombinationen dieser. Mit den Stufenmodellen wird versucht den Informationsfluss zwischen verschiedenen Verarbeitungsstufen zu modellieren. Im Gegensatz dazu werden Ressourcenmodelle

3.1 Kognitionspsychologische Überlegungen zur Fahraufgabe

herangezogen, um die Kapazitätsbegrenzung der menschlichen Aufnahme- und Verarbeitungsfähigkeit und die damit verbundenen Leistungsunterschiede zu erklären (Luczak, 1998, S. 55 ff.).

Mit Einführung der Reaktionszeitmessungen in psychologisch variierte Untersuchungsparadigmen begründete sich die mentale Chronometrie (Meyer et al., 1988; Posner, 2005). Der Antrieb dieser Forschungsrichtung ist die Idee, anhand einfacher Reaktionszeitmessungen die Dauer speziell adressierter mentaler Prozesse für die beschriebenen Modellvorstellungen zu erfassen. Durch verschiedene Untersuchungsbedingungen sollen so verschiedene mentale Teilprozesse identifiziert werden. Diese Analyse soll Einblick geben, wie verschiedene kognitive Prozesse zeitlich organisiert und aufeinander abgestimmt sind. Einer der ältesten Ansätze geht auf die von Donders (1969) beschriebene Subtraktionsmethode zurück. Anhand von drei Aufgabentypen, die jeweils bestimmten Kombinationen von Erkennungs-, Wahl- und Unterscheidungsreaktionen entsprechen sollten, wird die Dauer der involvierten Prozesse aus der Differenz der jeweiligen Reaktionszeiten abgeleitet. Im Verlauf der Forschung in diesem Bereich zeigt sich jedoch, dass die implizierte sequentielle Folge mentaler Prozesse nicht immer Gültigkeit besitzt. So bemängelt Sternberg in seinem Beitrag 1969, dass die Methodik von Donders nicht eindeutig zwischen Verarbeitungsstadien differenzieren kann und erweitert dementsprechend Donders Ansatz um die Methode der additiven Faktoren. Er zeigt in diesem Beitrag, dass sich die Zeitdauer von Verarbeitungsschritten auch aufsummieren, wenn diese nicht statistisch abhängig sind (Sternberg, 1969). Im Gegensatz zu den eingeführten Stufenmodellen berücksichtigt McClelland (1979) in seinem Kaskadenmodell eine kontinuierliche Beteiligung der involvierten Prozesse an der Informationsverarbeitung (vgl. Abb. 3.6). Diesem Ansatz folgend, lässt sich menschliche Kognition am besten als Zusammenspiel verschiedener, jedoch untereinander verbundener Prozesse beschreiben und kann nur durch den Bezug auf detaillierte neuronale Modelle präziser verstanden werden (McClelland und Rumelhart, 1987, S. 327 ff.).

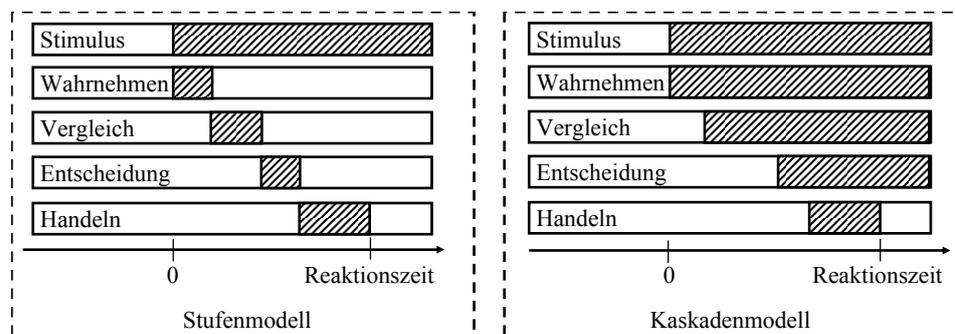


Abbildung 3.6: Die Abbildung zeigt den Informationsfluss in einem diskreten Stufenmodell und einem Kaskadenmodell der menschlichen Informationsverarbeitung - modifiziert nach McClelland (1979).

Anhand der vorgestellten Ansätze wurden verschiedene Modellvorstellungen zur zeitlichen Abfolge der an der Informationsverarbeitung beteiligten kognitiven Prozesse des Menschen beschrieben. Ein Vergleich dieser Modelle in Verbindung mit den Fahrerverhaltensmodellen zeigt jedoch weder ein konsistentes Bild der involvierten Prozesse noch eine eindeutige Meinung zur zeitlichen Abfolge dieser Prozesse. So werden im weiteren Verlauf dieser Arbeit jene kognitiven Prozesse betrachtet, die in allen Modellen in ihrer grundsätzlichen Bedeutung und Funktion vergleichbar sind.

Jeder Entscheidung scheint ein Prozess der Wahrnehmung und Bewertung voraus zu gehen, um letztendlich in einer Handlung des Fahrers zu münden. Aus der Gegenüberstellung der betrachteten Modelle geht hervor, dass die zeitliche Abfolge und Rückkopplung dieser Prozesse nicht ohne Bezug zu den funktionell verantwortlichen neuronalen Strukturen verstanden werden kann. Um den möglichen Zusammenhang der zeitlichen Abfolge und Rückkopplung der an der Fahraufgabe beteiligten kognitiven Prozesse weiter herleiten zu können, gilt es den Zusammenhang von neuronalen Strukturen und kognitiven Prozessen herauszuarbeiten.

3.2 Physiologische Aspekte der Fahraufgabe

3.2.1 Neuronale Basis kognitiver Prozesse

McClelland und Rumelhart (1987) postulieren, dass Wechselwirkungen vieler vernetzter, einfacher neuronaler Einheiten die menschliche Kognition ermöglichen. Fast selbstverständlich gehen wir davon aus, dass kognitive Leistungen auf neuronalen Vorgängen beruhen und setzen neuronale Aktivität gleich kognitiven Prozessen. Nach unseren Vorstellungen sind mentale Prozesse an gleichzeitige Aktivitäten verschiedener neuronaler Strukturen gebunden, die dynamisch miteinander gekoppelt sein müssen. All diesen Überlegungen liegt die Annahme zugrunde, dass spezielle Bereiche des menschlichen Gehirns auch für verschiedene kognitive Prozesse verantwortlich sind. Diese Vermutung konnte schon sehr früh durch Fritsch und Hitzig (1870) gestützt werden und wird, bezogen auf Prozesse der menschlichen Informationsverarbeitung, in den nachfolgenden Abschnitten mit den Erkenntnissen der modernen Kognitionsforschung untermauert.

Das menschliche Gehirn

Das menschliche Gehirn ist das Ergebnis von 650 Millionen Jahren evolutionärer Entwicklung eines sehr einfachen Systems zu einem der komplexesten und faszinierendsten Netzwerke. Es stellt die Drehscheibe der komplexen Verarbeitung aller Informationen, die der Mensch aufnimmt dar und bildet zusammen mit dem Rückenmark das Zentralnervensystem. Aus anatomischer Sicht kann das Gehirn (*cerebrum*) grob in das Großhirn (*telencephalon*), das Kleinhirn (*cerebellum*), das Mittelhirn (*mesencephalon*) und den Hirnstamm (*truncus cerebri*) unterteilt werden. Das Großhirn kann weiter in zwei halbkugelförmige Hirnhälften (Hemisphären) unterteilt werden, die wiederum in vier verschiedene Hirnlappen unterteilt werden (vgl. Abb. 3.7). Die stark gewundene Oberfläche des Großhirns wird als Hirnrinde (*cerebraler Kortex*) bezeichnet. Diese ist bei allen

3.2 Physiologische Aspekte der Fahraufgabe

Säugetieren gleich aufgebaut und besteht aus sechs Schichten. Die obersten Schichten bestehen hauptsächlich aus den eigentlichen Nervenzellen (Neurone) und bilden mit einer Dicke von 1-3 mm die sogenannte graue Substanz bzw. den Kortex. Die entsprechenden Leitungsbahnen und Nervenfasern bilden die darunter liegende weiße Substanz (Schmidt und Birbaumer, 1998, S. 11 ff.). Innerhalb der weißen Substanz gibt es jedoch auch Ansammlungen von Nervenzellen. Diese Inseln grauer Substanz werden als Kerne (Nuclei) bezeichnet. Der Thalamus ist eine größere Ansammlung solcher Kerne und befindet sich vor und über dem Mittelhirn. Er stellt dabei eine übergeordnete Struktur dar, die über entsprechende Leitungsbahnen in verschiedene Bereiche der Großhirnrinde projiziert. Im Kortex des Großhirns befinden sich die Bereiche des Gehirns, die dem Menschen höhere kognitive Leistungen ermöglichen. Hirnstrukturen in diesem Bereich werden mit dem menschlichen Bewusstsein, Emotionen, dem Denk- und Vorstellungsvermögen und der Fähigkeit zur Sprachgenerierung in Verbindung gebracht. Ein Teil dieser Bereiche (Areale) ist allerdings auch für grundlegendere Leistungen, wie die Initiierung der Motorik und verschiedene Sinnesleistungen verantwortlich. Das Kleinhirn koordiniert die Ausführung der Motorik und ist auch in Lern- und Gedächtnisprozesse involviert (Timmann et al., 2010). Der Hirnstamm kontrolliert die Funktionen des vegetativen Nervensystems und beeinflusst somit z.B. Atmung und Herzaktivität aber auch Aspekte der Körperhaltung (Schmidt und Birbaumer, 1998, S. 145). Eine detailliertere Beschreibung des anatomischen Aufbaues und der einzelnen Funktionen des Gehirns ist dem Grundlagenwerk von Thompson (2001) zu entnehmen.

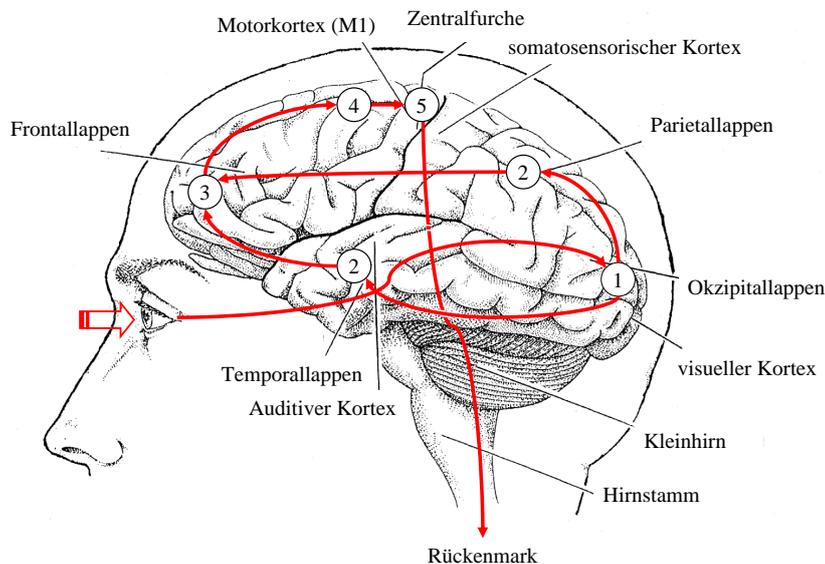


Abbildung 3.7: Die Abbildung illustriert das menschliche Gehirn und zeigt schematisch die Informationsverarbeitung von ankommenden visuellen Signalen bis zu einer motorischen Reaktion - modifiziert nach Hämäläinen et al. (1993) sowie Birbaumer und Schmidt (2006)[S. 91].

Im Rahmen dieser Arbeit sind insbesondere die visuellen, frontalen und motorischen Bereiche des Gehirns von besonderem Interesse, da diese Strukturen für die Verarbeitung von sensorischen Informationen mit entsprechender motorischer Antwort verantwortlich sind (Birbaumer und Schmidt, 2006, S. 91). Dieser Informationsfluss ist in Abbildung 3.7 farblich hervorgehoben und wird im Folgenden detaillierter betrachtet.

Neuronale Strukturen der visuellen Wahrnehmung

Die menschliche Wahrnehmung ist das Ergebnis der Aktivität verschiedener Sinnesorgane des Menschen und kann in verschiedene Modalitäten unterteilt werden. Zu den klassischen fünf Sinnen des Menschen zählen Sehen, Hören, der Tastsinn sowie der Geruchs- und Geschmackssinn. Neben diesen gibt es jedoch auch weitere Sinnesmodalitäten wie beispielsweise das Schmerzempfinden oder den Gleichgewichtssinn (Birbaumer und Schmidt, 2006, S. 301). Über alle diese Sinne nimmt der Mensch Informationen aus seiner Umwelt auf und verarbeitet diese auf unterschiedliche Art und Weise.

Über das Auge – den visuellen Kanal – nimmt der Mensch den größten Teil der Informationen aus seiner relevanten Umwelt auf. Darauf weist die Größe der Hirnareale, die für die Verarbeitung von visuellen Informationen zuständig sind hin. Diese Bereiche nehmen fast den gesamten Bereich im Occipitallappen im hinteren Teil des Gehirns ein (vgl. Abb. 3.7, 1). In diesem Bereich befindet sich die primäre Sehrinde, die auch als *V1* bezeichnet wird. Neben diesem Areal existieren eine Vielzahl weiterer kleinerer Areale (*V2-V7*) denen verschiedene Aufgaben der visuellen Informationsverarbeitung zugeschrieben werden. Durch die Netzhaut des Auges (Retina) wird das eintreffende Licht bzw. die darin enthaltenden Informationen durch verschiedene Fotorezeptoren (Stäbchen und Zapfen) zerlegt und entsprechend für die Weiterleitung in die primäre Sehrinde über den Sehnerv vorbereitet (Schmidt und Birbaumer, 1998, S. 276 ff.). Lange Zeit nahm man an, dass die Organisation des Auges für die Informationsaufschlüsselung der visuellen Stimulation in die Basiskomponenten Farbe, Form, Bewegung und Textur verantwortlich ist und deren Verarbeitung von speziellen Bereichen des visuellen Kortex übernommen werden. Schiller (1996) zeigt in seiner umfangreichen Rezension jedoch, dass der Prozess der Wahrnehmung im visuellen System nicht durch ein solches Herunterbrechen in Basiskomponenten erklärt werden kann, sondern diese Merkmalsextraktion vielmehr von verschiedenen miteinander interagierenden neuronalen Strukturen übernommen wird. Press et al. (2001) zeigen in ihren Untersuchungen, dass ein spezieller Bereich des visuellen Kortex (*V3a*) den Punkt des schärfsten Sehens der Netzhaut (*Fovea centralis*) repräsentiert, während die oberen und unteren Bereiche des menschlichen Sehfeldes durch andere Bereiche des visuellen Kortex abgedeckt werden. Weiter zeigen die Autoren, dass visuelle Reize im zentralen Sehfeld durch zwei verschiedene Bereiche (*V1-3 und V7*) verarbeitet werden. Aus den Ergebnissen schlussfolgern die Autoren, dass es sich bei dieser räumlichen Trennung um eine Abbildung eines Teils des Informationsfluss der kognitiven Verarbeitung visueller Informationen im menschlichen Gehirn handelt. Die Grundlagenliteratur beschreibt die kortikale Verarbeitung von visuellen Informationen auf zwei Hauptpfaden, die ihren Ursprung in der primären Sehrinde haben (Thompson, 2001, S. 264 ff., Abb. 3.7, 2). Über den ventralen temporalen Pfad, der zum unteren Schläfenlappen (Temporal-

kortex) führt, werden die höheren visuellen Felder adressiert. Hier werden hauptsächlich das Sehen und Erkennen von Objekten – das 'Was' – verarbeitet. Der zweite Pfad ist der dorsale parietale Pfad, der zum Scheitellappen (Parietalkortex) verläuft (Farah, 2000, S. 60 ff., Abb. 3.7, 2). Dieser Verarbeitungsstrom wird mit der Steuerung von Handlungen, dem Erkennen der Position und Bewegung von Objekten sowie der eigenen räumlichen Wahrnehmung – dem 'Wo' – in Verbindung gebracht (Mishkin et al., 1983; Goodale und Milner, 1992; Ungerleider und Haxby, 1994). Neuere Untersuchungen von Schwarzlose et al. (2008) zeigen jedoch, dass eine strikte räumliche Trennung dieser Informationsflüsse nicht eindeutig nachgewiesen werden kann, jedoch dass Informationen zu Form und Position funktionell unabhängig verarbeitet werden.

Zusammenfassend kann an dieser Stelle festgehalten werden, dass visuelle Informationen von lichtempfindlichen Fotorezeptoren der Netzhaut im Auge in elektrische Nervenimpulse umgewandelt werden. Diese werden über den Sehnerv zum primären visuellen Areal des Gehirns weitergeleitet und dort entsprechend aufbereitet und interpretiert. Die visuelle Wahrnehmung dient in erster Linie dazu, die Interaktionen des Menschen mit seiner Umwelt zu überwachen und zu steuern.

Neuronale Strukturen der Entscheidungsfindung

Der Prozess der Entscheidungsfindung innerhalb des menschlichen Gehirns ist das Ergebnis einer Reihe von neuronalen Prozessen, die sich zeitlich als auch funktionell in:

- die Bildung und Bewertung von Präferenzen unter möglichen Optionen,
- die Auswahl und Durchführung einer Aktion und
- die retrospektive Bewertung einer Handlung

unterscheiden lassen (Schall, 2001; Platt, 2002; Rushworth et al., 2004; Paulus, 2005). Im Folgenden wird der Prozess der Entscheidungsfindung als Gesamtheit der Prozesse der Bewertung, Auswahl und Vorbereitung der Durchführung einer ausgewählten Handlungsoption verstanden. Aufgrund der retrospektiven Bewertung einer Handlung hat diese erst bei Folgeentscheidungen einen Einfluss und fließt in die Bewertung der Präferenzen mit ein. In den folgenden Abschnitten wird versucht, anhand der Analyse einschlägiger Literatur, eine Zuordnung dieser Prozesse zu ihren neuronalen Substraten zu erreichen.

Betrachtet man die Aufzählung der an der Entscheidungsfindung beteiligten Prozesse genauer, wird deutlich, dass sich diese Abläufe im Gehirn als ein Abwäge-, Bewertungs- und Lernprozess interpretieren lassen und folglich neuronale Strukturen des Belohnungs- und Wertesystems involviert sein müssen (Paulus, 2005). Neuronale Substrate der Bewertung und Auswahl verschiedener Handlungsalternativen untersuchten Platt und Glimcher (1999) direkt mit Elektroden innerhalb von Primatengehirnen. Die Autoren zeigen, dass der Zeitpunkt der Umwandlung eines visuellen Reizes in eine gerichtete Augenbewegung von Neuronenaktivität im lateralen parietalen Kortex begleitet wird. In ähnlichen Versuchen zeigen Snyder et al. (1997), dass die Aktivität dieses Teils des Gehirns von der Art der geplanten Bewegung abhängt. Die Autoren schlussfolgern, dass der hintere Teil

des parietalen Kortex funktional für die Auswahl der Bewegung des Tieres verantwortlich ist. Diese Erkenntnisse werden auch durch die Ergebnisse von Calton et al. (2002) gestützt. Mit ihren Experimenten zeigen die Autoren, dass nur die Planung einer zielgerichteten Bewegung zu einer Aktivierung der Neurone in diesem Bereich des Gehirns führt. Kim und Shadlen (1999) beobachten in diesem Zusammenhang, dass neuronale Aktivität im vorderen Teil des Gehirns des Primaten (präfrontaler Kortex) Informationen über die Bewegungsrichtung codiert, bevor eine motorische Handlung ausgeführt wird. In diesem Kontext zeigen auch Barraclough et al. (2004), dass Aktivität im Bereich des frontalen Kortex bei der Entscheidungsfindung unter verschiedenen Strategien beobachtet werden kann. Auch hier zeigt sich, dass diesem Bereich des Primatengehirns eine entscheidende Bedeutung für die Auswahl und Optimierung einer Entscheidung im Rahmen einer bestimmten Strategie zukommt. Weiter schlussfolgern die Autoren, dass im dorsolateralen präfrontalen Kortex ältere Entscheidungen und Erfahrungen encodiert werden und in die latente Entscheidungsfindung wieder einbezogen werden. Neuere Ergebnisse von Kennerley et al. (2006) stützen diese Schlussfolgerung.

Mit dem Zusammenspiel von frontalen und parietalen Bereichen des menschlichen Gehirns im Rahmen der Bewegungsplanung und -auswahl beschäftigen sich die Untersuchungen von Marois (2002). Die Autoren zeigen, dass bei anspruchsvollen Wahrnehmungs- und Antwort-Auswahl-Prozessen beide Hirnbereiche aktiv sind, die Wahrnehmungsaufgabe jedoch überwiegend durch den parietalen Kortex übernommen wird, während die Auswahl der motorischen Antwort durch Aktivität des frontalen Kortex begleitet wird. Die Schlussfolgerungen der Autoren gehen mit den Ergebnissen von Snyder et al. (1997), Kim und Shadlen (1999), Platt und Glimcher (1999) und Calton et al. (2002) konform und belegen die Gemeinsamkeiten in den neuronalen Substraten der Entscheidungsfindung bei Menschen und Primaten (vgl. Abb. 3.7, 3). Diese Funktionsteilung zwischen frontalen und parietalen Bereichen des Gehirns wird auch durch neuere Ergebnisse von Williams et al. (2004) gestützt. In Einzelzelleableitungen am menschlichen Gehirn belegen die Autoren, dass im frontalen Bereich, dem anterioren cingulären Kortex (ACC) eine entscheidende Rolle bei der Integation von Kontextinformationen und Erfahrungen als Grundlage für die Auswahl einer motorischen Antwort zukommt. Die Schlussfolgerungen zu den neuronalen Substraten der Integration von Bewertungen einer Entscheidung von Barraclough et al. (2004) werden durch Walton et al. (2004) auch in menschlichen Hirnstrukturen aufgezeigt. Auch hier vermuten die Autoren einen Zusammenhang zwischen der neuronalen Aktivität des ACC und der Bewertung und Integration von Erfahrungen als Teil der Entscheidungsfindung. Weiter zeigen Walton et al. einen Unterschied in der Aktivierung innerhalb des frontalen Kortex, wenn die ausgewählte Reaktion das Ergebnis einer eigenen Entscheidung oder die Reaktion vorgegeben wurde. Der Frage nach der Latenz dieser Prozesse nähern sich Soon et al. (2008) mit Untersuchungen, in denen Veränderungen der metabolischen Aktivität des Gehirns bei Auswahlprozessen verschiedener mathematischer Operationen untersucht wurden. Mit ihren Erkenntnissen zeigen die Autoren, dass der kognitive Prozess der Entscheidungsfindung mit Veränderungen der Aktivität sowohl des präfrontalen als auch des parietalen Kortex einhergehen und diese von verschiedenen Aktivierungsmustern begleitet werden. Anhand dieser Muster können die Autoren die Auswahlentscheidung des Probanden bereits 10 s vor der bewussten

Ausführung der mathematischen Operation erkennen. Dieses Ergebnis greift die stark diskutierten Schlussfolgerungen von Libet (1985) auf. Libet leitet aus seinen Experimenten zur Hirnaktivität vor motorischen Handlungen ab, dass im Gehirn die Vorbereitung einer Handlung eingeleitet wird, bevor ein subjektives Bewusstsein dazu eintritt. Die in diesem Zusammenhang entbrannte Diskussion zur neuronalen Vorbestimmtheit und der Rolle des freien Willens soll in dieser Arbeit jedoch nicht geführt werden. An dieser Stelle wird auf die Arbeit von Beckermann (2006) verwiesen.

Als Schlussfolgerung aus den angeführten Untersuchungen ergibt sich, dass die menschliche Entscheidungsfindung auf spezifischen neuronalen Vorgängen innerhalb des Gehirns beruht. Ein Großteil dieser Erkenntnisse stützt sich auf Beobachtungen von einfacheren tierischen Gehirnstrukturen. Unter der Annahme, dass sich höher entwickelte Gehirne im Wesentlichen nur durch die Anzahl der Nervenzellen und der Komplexität der Vernetzung unterscheiden, ist zu vermuten, dass auch das komplexere Gehirn des Menschen nach ähnlichen Prinzipien organisiert ist. Abbildung 3.8 fasst die an der Entscheidungsfindung beteiligten neuronalen Strukturen zu einer Entscheidungsschleife zusammen.

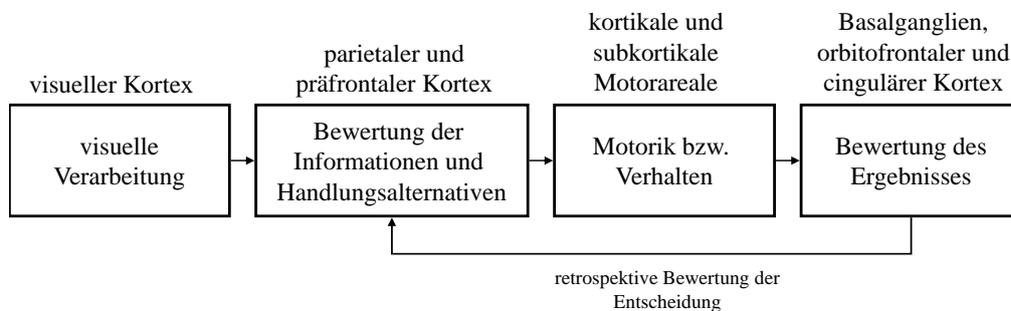


Abbildung 3.8: Die Abbildung zeigt eine Zusammenfassung der beteiligten Prozesse und deren neuronalen Substraten in einer einfachen Entscheidungsschleife basierend auf der Verarbeitung visueller Informationen - modifiziert nach Platt (2002).

Die in dieser Zusammenfassung implizierte zeitliche Abfolge von neuronaler Aktivität in verschiedenen Bereichen des Gehirns konnte teilweise durch verschiedene Aktivierungsmuster im zeitlichen Verlauf nachgewiesen werden (Platt, 2002; Paulus, 2005; Schall, 2003). Zu der von Sternberg, Donders und McClelland geführten Diskussion über die zeitliche Dauer bestimmter kognitiver Prozesse gibt jedoch auch die moderne Kognitionsforschung wenig neue Erkenntnis.

Neuronale Strukturen der Bewegungsplanung und -ausführung

Wie im vorherigen Kapitel gezeigt wurde, wird die Initiierung einer intendierten Bewegung als Ergebnis eines Entscheidungsprozesses und Teil einer Entscheidungsschleife verstanden (vgl. Abb. 3.8). Um eine Handlungsauswahl in eine motorische Reaktion umzusetzen, wird diese Information an neuronale Kerne unterhalb der Großhirnrinde (Basalganglien) und teilweise an das Kleinhirn weitergegeben (Doyon et al., 2003). Über

den Thalamus (Ansammlung vieler Kerne) können so die motorischen Felder der Großhirnrinde direkt beeinflusst werden. Neurone in diesen motorischen Arealen senden die für die Bewegung notwendigen Informationen als elektrische Impulse an die unteren Motoneurone im Rückenmark, um eine entsprechende Muskelkontraktion anzuregen.

Für die genaue Ausführung und Steuerung von komplexen Feinbewegungen und Bewegungsabfolgen ist der motorische Kortex verantwortlich. Dieser zentrale Teil der Hirnrinde kann in unterschiedliche Bereiche unterteilt werden, von denen jeder in die Planung, Steuerung und Durchführung der Bewegung involviert ist (Sanes und Donoghue, 2000). Der primäre motorische Kortex stellt dabei den direkten Zugang zu den Motoneuronen im Rückenmark dar und ist somit für die Steuerung der Muskelfasern und die Konsolidierung der Bewegung verantwortlich (Muellbacher et al., 2002). Die Aktivierung der Muskeln erfolgt über die Ausgänge der Motoneurone, welche sich innerhalb des Muskels in mehrere Endaufzweigungen trennen. So kann ein weitergeleitetes Aktionspotential eines Motorneurons mehrere Muskelfasern gleichzeitig anregen und auf diese Weise die Muskulatur zur Kontraktion bringen.

Für die Planung einer Bewegung ist hauptsächlich der supplementär-motorische Kortex verantwortlich (Tanji und Shima, 1994), während für die Ausführung und Vorbereitung komplexer Bewegungssequenzen der prämotorische Kortex zuständig ist (Boecker et al., 1998; Luppino et al., 2004). Um eine Bewegung beeinflussen zu können, projizieren diese Areale direkt in den primären Motorkortex und beeinflussen somit dessen Verbindungen zum Rückenmark und so die entsprechenden Muskeln.

Der Versuch, die funktionelle Organisation des menschlichen Gehirns zu verstehen, beschäftigt die Wissenschaft seit Jahrzehnten und hat bis heute nicht an Reiz verloren. Die Grundlage für die Erforschung des primären motorischen Kortex legen dabei Fritsch und Hitzig. Die Autoren zeigen bereits in ihren frühen Untersuchungen, dass der zentrale Teil der Großhirnrinde hauptsächlich für die Steuerung von Bewegungen verantwortlich ist (Fritsch und Hitzig, 1870). Aufbauend auf diesen frühen Erkenntnissen konnten in verschiedenen Studien z.B. an Primaten (Leyton und Sherrington, 1917) oder dem lebendigen menschlichen Gehirn (Yousry et al., 1997) immer detailliertere Repräsentationen unterschiedlicher Muskelgruppen verschiedenen motorischen Kortexfeldern zugeordnet werden. Dabei zeigt sich schon früh, dass die linke Hirnhälfte im Wesentlichen die rechte Seite des Körpers und die rechte die linke Seite des Körpers steuert (Penfield und Boldrey, 1937). So entstand im Laufe der Zeit eine nahezu vollständige Karte der motorisch und sensorisch verantwortlichen neuronalen Strukturen für Gesicht, Körper und Gliedmaßen (Penfield und Boldrey, 1937; Penfield, 1950). Diese Karte ist in der Literatur auch als neuroanatomischer Homunculus bekannt und bezieht sich auf den Frontallappen des Gehirns direkt vor der Zentralfurche (vgl. Abb. 3.9). Diese Karte unterscheidet zwischen der Verarbeitung von sensorischen Informationen und der motorischen Steuerung. Beide Bereiche ähneln einander, sind jedoch nicht identisch. Die Größe der entsprechenden Kortexfelder orientiert sich dabei an der Komplexität der Motorik der repräsentierten Körperbereiche. So nehmen die Hände und Finger mit den größten Teil der Oberfläche ein. Das menschliche Gehirn verändert sich jedoch ständig, um neuen Herausforderungen gewachsen zu sein. So kann es in Folge von besonderen motorischen Anforderungen auch zu einer Veränderung dieser Repräsentationen kommen (Sanes und Donoghue, 2000).

Elbert et al. (1995) zeigen in diesem Zusammenhang signifikante Veränderungen der für die Fingermotorik verantwortlichen Areale bei Musikern. Durch pneumatische Reize auf die Finger der linken Hand konnten die Autoren eine deutlich vergrößerte Repräsentation der Handareale im Vergleich zu ungeübten Menschen nachweisen. Diese Beobachtung wird durch die Untersuchung von Sforza et al. (2003) gestützt. Die Autoren zeigen, dass eine Veränderung der kortikalen Repräsentation bereits bei einer überdurchschnittlichen Nutzungshäufigkeit z.B. bei dem Erlernen des Klavierspielens einsetzt.

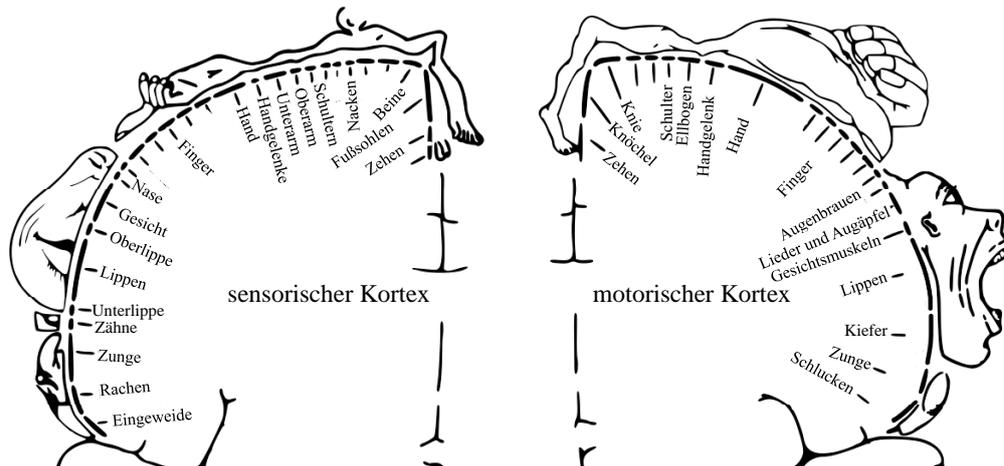


Abbildung 3.9: Die Abbildung zeigt die Repräsentationen von Körperregionen (Homunculus) durch verschiedene Kortextfelder des sensorischen und motorischen Kortex - modifiziert nach Love et al. (1996)[S. 19].

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass aktuellere Untersuchungen im Wesentlichen die Ergebnisse von Penfield und Boldrey zur Organisation des motorischen Kortex in Bezug auf die Unterteilung in funktionelle Subregionen bestätigen. Lediglich die Annahme, dass der motorische Kortex symmetrisch bei einer Bewegungsausführung aktiviert wird, muss fallengelassen werden. Kim et al. (1993) zeigen eine hemisphärische Asymmetrie in der funktionellen Aktivität des Motorkortex bei Bewegungen der rechten und linken Extremitäten. So zeigt die linke Hirnhälfte bei rechten und linken Fingerbewegungen Aktivität, während die rechte Hirnhälfte fast ausschließlich bei kontralateraler Bewegungsausführung (links) aktiviert wird. Eine ähnliche Asymmetrie zeigt sich auch für den sensorischen Kortex (Blatow et al., 2007).

3.2.2 Muskuläre Aktivität in Fahrmanövern

Der zentrale Ansatz der vorliegenden Arbeit liegt in der Analyse und Interpretation von Veränderungen der Hirnaktivität des Fahrers, die einem intendierten Lenkmanöver vorausgehen. Im vorherigen Kapitel wurden dazu bereits die neuronalen Substrate verschiedener kognitiver Prozesse zusammengefasst. Insbesondere aus der neuronalen Aktivität zur Bewegungsausführung resultiert Muskelaktivität, die eine unabdingbare Voraussetzung für die Ausführung von intendierten Lenkmanövern ist. Das Einsetzen

der Muskelaktivität wird in dieser Arbeit als Übergang von kognitiver Planung zur Manöverinitiierung interpretiert. In diesem Abschnitt werden dazu die Erkenntnisse über die muskuläre Aktivität in elementaren Fahrmanövern überblickartig zusammengefasst. Wie in Kapitel 2 sollen auch hier die beiden grundlegenden Manöver zur Quer- und Längsführung (Bremsen / Beschleunigen bzw. Lenken) differenziert betrachtet werden, da sich diese beiden Manöver grundlegend in der muskulären Aktivität voneinander unterscheiden. In Manövern der Längsführung ist ausschließlich das rechte Bein zielgerichtet aktiv, während bei reinen Manövern der Querführung nur die oberen Gliedmaßen involviert sind. Wie bereits in Kapitel 2.2.1 eingeführt wurde, geht in der Regel einem Bremsmanöver ein Umsetzen des rechten Fußes vom Gas auf die Bremse voraus. Diese Art des Umsetzens ähnelt allerdings mehr einer Drehung um die rechte Ferse verbunden mit einem leichten Anheben des Fußes. Matsugaura et al. (2005) zeigen in ihren Untersuchungen, dass für eine solche Umsetzbewegung hauptsächlich Muskelgruppen unterhalb des Knies verantwortlich sind. Um Druck auf ein Pedal ausüben zu können, zeigen Jorge und Hull (1986) am Beispiel eines Fahrradpedals, dass deutlich mehr Muskeln und zusätzlich die Oberschenkelmuskulatur involviert wird.

Jonsson und Jonsson untersuchen in den Jahren 1975 und 1976 detailliert die Funktionen einzelner Muskelgruppen bei Fahrmanövern (Jonsson und Jonsson, 1975a,b, 1976). Die Autoren betrachten insbesondere die Funktionen verschiedener Arm- und Schultermuskeln beim Fahren in einem Fahrsimulator. Für Lenkbewegungen zeigen diese Untersuchungen gerichtete Aktivität des jeweils rechten bzw. linken Deltamuskels (*musculus deltoideus*) und des vorderen Sägezahn Muskels (*musculus serratus anterior*). Bei Lenkeinschlägen nach rechts überwiegen die Aktivitäten der linken Muskelgruppen und für Lenkeinschläge nach links vice versa. Nach Jonsson und Jonsson (1975b) scheint die gesamte Armmuskulatur dabei rein stabilisierende und keine gerichteten Aufgaben zu übernehmen. Die ergänzenden Untersuchungen von Jonsson und Jonsson (1976) zeigen jedoch eine ipsilaterale (gleichseitige) Aktivität eines Teils des Oberarmmuskulatur (*musculus teres major*). Auch neuere Untersuchungen kommen zu vergleichbaren Ergebnissen (Pick und Cole, 2003, 2006). Pick und Cole (2003) beobachten insbesondere Aktivität des Deltamuskels, wenn der Arm des Fahrers das Lenkrad nach oben drückt und Aktivität der Brustmuskulatur, wenn die Hand am Lenkrad nach unten gezogen wird. Daraus folgt, dass bei Lenkeinschlägen nach rechts hauptsächlich der rechte Brustmuskel sowie der linke Deltamuskel aktiviert werden und für Lenkeinschläge nach links entsprechend die gegenüberliegenden Muskelgruppen. In Fahrsimulationen muss in der Regel jedoch ein deutlich geringeres Lenkmoment aufgebracht werden, als dies in einem realen Lenkmanöver der Fall sein kann. Welche Muskelgruppen für das Aufbringen von Lenkmomenten bis zu 10 Nm verantwortlich sind, untersucht die neuere Arbeit von Pick und Cole (2006). Ergänzend zu den Ergebnissen von Jonsson und Jonsson beobachten Pick und Cole auch Aktivität des linken und rechten Trizeps bei linken und rechten Lenkeinschlägen, die zum aufzubringenden Lenkmoment korreliert.

Aus der Analyse der einschlägigen Literatur geht hervor, dass auf rein muskulärer Ebene nur schwer zwischen der Betätigung des Gas- und des Bremspedals differenziert werden kann, da lediglich der rechte Fuß bewegt wird. Anders verhält es sich jedoch bei Lenkmanövern. Vor dem Hintergrund der in Abbildung 3.9 aufgezeigten Differenzierung der

Zuständigkeit bestimmter Hirnareale für die neuronale Muskelansteuerung und der kontralateralen Zuständigkeit der Hirnhälften stellt sich die Frage, ob diese Asymmetrie in der Hirnaktivität auch beim Lenken erfasst werden kann. Besonders interessant ist, inwiefern sich diese differenzierte Muskelaktivität des jeweils rechten und linken Arms als motorische Handlungsvorbereitung in den neuronalen Prozessen der Manöverauswahl und motorischen Planung manifestiert und zur Manöverprädiktion genutzt werden kann. Diese Frage soll im weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit speziell für Lenkmanöver beantwortet werden.

3.3 Zwischenfazit

In den vorangegangenen Kapiteln wurden anhand unterschiedlicher Modellvorstellungen die kognitiven Prozesse des Fahrers, die einer Manöverinitiierung vorausgehen, thematisiert. Ziel war es, einen tieferen Einblick in die einzelnen Wahrnehmungs- und Informationsverarbeitungsmechanismen, die beim Fahren ablaufen, zu erhalten. So können Veränderungen in der Hirnaktivität des Fahrers vor einem intendierten Manöver einer Abfolge von kognitiven Prozessen gegenübergestellt werden. Da die aufgezeigten Modellvorstellungen unabhängig von den anatomischen Strukturen und neuronalen Prozessen formuliert wurden, sollte in diesem Kapitel auch der Bezug zu den neuronalen Substraten hergestellt werden. Neben der Frage *Was?* vermutlich vor einem intendierten Fahrmanöver im Geist des Fahrers abläuft, konnte so auch die Frage nach dem *Wo?* beantwortet werden. Die Frage nach der zeitlichen Abfolge dieser Prozesse konnte nur für den eigentlichen Entscheidungsprozess sowie für die rein neuronale Muskelansteuerung aus den Erkenntnissen der modernen Kognitionsforschung abgeleitet werden. Die Schlussfolgerungen aus diesem Kapitel können wie folgt zusammengefasst werden:

- Die Ausführung eines Fahrmanövers durch den Fahrer ist das Ergebnis einer mehr oder weniger komplexen Folge von kognitiven Prozessen der Informationsaufnahme und -weiterleitung, der Bewertung sowie der Auswahl und motorischen Vorbereitung der zur Manöverausführung notwendigen motorischen bzw. muskulären Handlung. Diese Folge von kognitiven Prozessen wird dynamisch durch verschiedene Hirnstrukturen übernommen und kann speziellen Bereichen des menschlichen Gehirns zugeordnet werden.
- Der Prozess der Entscheidungsfindung fasst die kognitiven Prozesse der Bewertung, Informationsintegration und Auswahl zusammen und manifestiert sich in einer dualistischen neuronalen Aktivität des parietalen und frontalen Kortex. Dem frontalen Kortex wird dabei die Funktion der Auswahl der für die Situation angemessenen motorischen Antwort zugeordnet, während der parietale Bereich der Hirnrinde für die Vorbereitung der Handlungsalternativen verantwortlich zu sein scheint.

3 Psychophysiologie der Fahraufgabe

- Im zentralen Bereich der Kortexoberfläche ist der motorische Kortex lokalisiert, welcher in die primär-motorische, prämotorische und supplementär-motorische Rinde unterteilt werden kann. Diese Bereiche übernehmen unterschiedliche Aufgaben der Bewegungsplanung, -ausführung und motorischen Kontrolle. Im Wesentlichen übernimmt dabei der Motorkortex der linken Hirnhälfte die Steuerung der rechten Seite des Körpers und die rechte Seite dieses Bereiches die Steuerung der linken Körperseite. Innerhalb dieser Hirnhälften sind spezielle, räumlich grob getrennte Areale für bestimmte Körperteile bzw. Muskelgruppen verantwortlich.
- Die zeitliche Abfolge von neuronaler Aktivität in verschiedenen Bereichen des Gehirns bei der Erfüllung der übergeordneten Prozesse *Wahrnehmen*, *Entscheiden* und *Handeln* impliziert eine zeitliche Abfolge dieser kognitiven Prozesse bei einfachen Manöver-Auswahl-Prozessen des Fahrers. Aufgrund der zeitlichen als auch räumlichen Unabhängigkeit der zugrunde liegenden neuronalen Prozesse scheinen auch die kognitiven Prozesse getrennt von einander beobachtbar zu sein.
- Untersuchungen zur Aktivität bestimmter Muskelgruppen in grundlegenden Lenk- und Bremsmanövern zeigen insbesondere für Lenkmanöver messbare Unterschiede in der lenkrichtungsspezifischen Muskelkontraktion der oberen Extremitäten.
- Die Analyse der Fahrerverhaltensmodelle liefert keine kongruenten Vorstellungen zu kognitiven Prozessen, die einer Entscheidung des Fahrers vorausgehen. Auch eine Betrachtung der neuronalen Basis dieser Prozesse erlaubt keine eindeutigen Rückschlüsse auf die Detektierbarkeit der neuronalen Aktivität, die mit diesen Prozessen einhergeht. Lediglich die motorische Handlungsvorbereitung in Verbindung mit der asymmetrischen Muskelkontraktion bei Lenkmanövern scheint geeignet, um aus den neuronalen Korrelaten die Entscheidung zu einer entsprechenden Handlungsausführung des Fahrers zu detektieren.

4 Stand der Forschung zur Erfassung neuronaler und kognitiver Prozesse

In dem vorangegangenen Kapitel zur Psychophysiologie der Fahraufgabe wurden aus der Literatur und verschiedenen verkehrspsychologischen Modellvorstellungen kognitive Prozesse abgeleitet, die in all diesen Ansätzen konsistent einem intendierten Manöver des Fahrers vorausgehen. Diese wurden anschließend den entsprechenden Strukturen des menschlichen Gehirns zugeordnet. Die zeitliche Abfolge der verantwortlichen neuronalen Prozesse impliziert dabei eine sequentielle Abfolge der kognitiven Prozesse bei einfachen Manöver-Auswahl-Prozessen in unerwartet eintretenden kritischen Fahr Situationen. Nachdem die Fragen nach dem *Was?*, *Wann?* und *Wo?* thematisiert und diskutiert werden konnten, beschäftigt sich dieses Kapitel mit der Frage: *Wie* diese neuronalen Indikatoren kognitiver Prozesse des Fahrers erfasst, identifiziert und verifiziert werden, um diese im Kontext der Fahrzeugführung zur Fahrmanöverprädiktion nutzen zu können. In Kapitel 4.1.1 erfolgt eine Einführung in das Elektroenzephalogramm (EEG) als Hilfsmittel zur Abbildung der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers und möglichen Indikatoren kognitiver Prozesse in diesen Daten (Kap. 4.1.2). Durch Ansätze zur Interpretation dieser Muster wird der Zusammenhang zwischen kognitiven Prozessen und hirnelektrischer Aktivität hergestellt. Mit den Methoden der Signalverarbeitung und Klassifikation, wie sie in Brain-Computer-Interfaces verwendet werden, beschäftigt sich Kapitel 4.2.

4.1 Methoden zur Messung der Hirnaktivität

Unterschiedliche anatomische und funktionelle Untersuchungsverfahren wurden entwickelt, um die Funktionen und Eigenschaften des lebendigen menschlichen Gehirns untersuchen zu können. Durch die Computertomographie (CT) und die Magnetresonanztomographie (MRT) ist es möglich, genaue Bilder des menschlichen Gehirns mit einer sehr hohen räumlichen Auflösung aufzunehmen. Die Positronen-Emissions-Tomographie (PET) und die funktionelle Magnetresonanztomographie (fMRT) bieten funktionelle Informationen durch das Abbilden von Veränderungen der regionalen Durchblutung (Hämodynamik) des Gehirns. Die hämodynamische Antwort des Gehirns determiniert dabei die zeitliche Auflösung dieser Methoden. Eine detaillierte Übersicht zu den Eigenschaften und Annahmen dieser Verfahren bieten Horwitz et al. (2000) sowie Otte und Halsband (2006). Im Unterschied zu diesen Verfahren erlauben die Elektroenzephalografie (EEG) und Magnetoenzephalographie (MEG) einen Einblick in die Dynamik der elektrischen Aktivität neuronaler Strukturen im Bereich von Millisekunden (Lopes da Silva et al., 2009). Somit stellen diese Verfahren geeignete Hilfsmittel zur Abbildung von Prozessen der schnell ablaufenden Informationsverarbeitung im menschlichen Gehirn dar. Ein

grundlegendes Verständnis der Funktionen und Eigenschaften des Gehirns sowie der Mechanismen zur Erzeugung der messbaren Signale sind von entscheidender Bedeutung, um einen validen Einblick in die funktionellen hirnelektrischen Vorgänge zu erhalten. In den folgenden Kapiteln wird dazu in die Messung hirnelektrischer Aktivität durch ein EEG eingeführt und die Grundlagen der Entstehung dieser Signale erarbeitet. Kapitel 4.1.2 präsentiert ausgewählte EEG-Indikatoren kognitiver Prozesse der visuellen Wahrnehmung, Entscheidungsfindung sowie Bewegungsplanung und -ausführung als Ansatzpunkt für eine mögliche Prädiktion der geplanten Fahrerhandlung.

4.1.1 Elektroenzephalografie

Das EEG ist ein Abbild der elektrischen Aktivität des Gehirns in Form eines kontinuierlichen und rhythmischen Signals (Sanei und Chambers, 2007; Buzsaki, 2006). Die Abkürzung EEG wird in dieser Arbeit synonym für die Elektroenzephalografie und das Elektroenzephalogramm verwendet. Diese nicht-invasive Methode erfasst den Verlauf einer elektrischen Spannung auf der Kopfhaut, verursacht durch die bioelektrische Aktivität der unter der Schädeloberfläche liegenden Großhirnrinde. Diese Aktivität kann durch Elektroden, welche nahe der Kopfhaut durch eine Kappe oder Netz fixiert werden, erfasst werden. Das EEG kann so im Unterschied zum MEG auch außerhalb des Labors zur Untersuchung von Hirnaktivität während der Bewältigung alltäglicher Aufgaben genutzt werden (Gevins et al., 1995).

In ihrem Grundlagenwerk zur biologischen Psychologie bemerken Birbaumer und Schmidt: „Die Aufzeichnung der elektrischen Aktivität des Gehirns ist zusammen mit der Aufzeichnung der Magnetfelder [...] der wichtigste methodische Zugang zur Erforschung der Zusammenhänge zwischen Hirn und Verhalten beim Menschen.“ (Birbaumer und Schmidt, 2006, S. 468). Das EEG liefert so im Rahmen verschiedener Annahmen und Modellvorstellungen der Kognitionspsychologie ein entsprechendes Werkzeug zur Aufklärung der funktionalen Topographie des menschlichen Gehirns. Die Literatur unterstreicht an dieser Stelle, dass die im EEG erfassten Signale zwar als Indikatoren für die Aktivität von Hirnstrukturen verstanden werden, diese jedoch nicht zwingend Indikatoren mentaler Leistungen oder Gedanken darstellen (Mulholland, 1995). Die Analyse der EEG-Aktivität ermöglicht jedoch eine Identifikation von verschiedenen, auch räumlich getrennten neuronalen Prozessen, da nicht zu jedem Zeitpunkt alle kortikalen Areale bei der Erbringung kognitiver Leistungen aktiv sind (Basar et al., 2000). Einen umfassenden Überblick über die geschichtliche Entwicklung des EEG geben Bronzino (1995) sowie Sanei und Chambers (2007). Die nachfolgenden Kapitel beschreiben die für die Entstehung des EEG verantwortlichen neuronalen Prozesse und geben einen Überblick über die Generatoren dieser Signale innerhalb des menschlichen Gehirns.

Entstehung von Feldpotentialen

Die bioelektrische Aktivität innerhalb des Gehirns entsteht, da Nervenzellen Informationen in Form von elektrischen Impulsen verarbeiten und untereinander austauschen. So besteht das Gehirn aus schätzungsweise einer Billion (10^{12}) einzelner Neurone, die

untereinander zu einem komplexen Netzwerk verschaltet sind. Jede dieser Nervenzellen besteht aus einem Zellkörper (Soma) und verschiedenen Fortsätzen (vgl. Abb. 4.1 c). Einer dieser Fortsätze wird als Axon bezeichnet und leitet als einziger Fortsatz die Nervenimpulse vom Zellkörper an das nachgeschaltete Neuron weiter. Alle übrigen Fasern werden als Dendriten bezeichnet, deren Oberfläche aus unzähligen Kontaktstellen (Synapsen) besteht. Über diese Synapsen sind die jeweiligen Axone und Dendriten verschiedener Nervenzellen miteinander verbunden und empfangen so Nervenimpulse benachbarter Zellen bzw. leiten diese weiter.

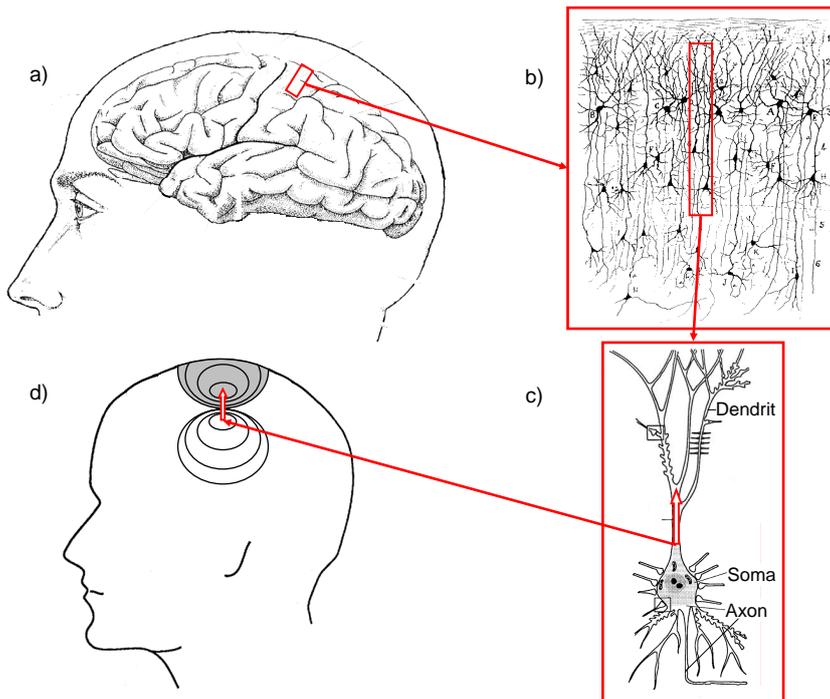


Abbildung 4.1: Die Abbildung zeigt das menschliche Gehirn im Schädel (a) und den geschichteten Aufbau der Großhirnrinde (b). Eine Pyramidenzelle des Kortex ist in Abb. c) dargestellt. Abbildung d) zeigt dazu schematisch die Äquipotentiallinien des elektrischen Potentialfeldes einer Pyramidenzelle bei Aktivität - modifiziert nach Hämäläinen et al. (1993) sowie Vigario (1999).

Die elektrischen Impulse, die zwischen den Nervenzellen über die Axone ausgetauscht werden, werden Aktionspotentiale (AP) genannt. Diese Potentiale entstehen durch Veränderungen des Ruhemembranpotentials im Zellinneren des Neurons. Das Ruhemembranpotential wird durch ein in der Zellmembran verankertes Protein reguliert welches auch als Natrium-Kalium-Ionenpumpe (Na^+/K^+ -ATPase) bezeichnet wird. Diese Pumpe sorgt für ein Ungleichgewicht von extrazellulären Natrium- und zellinneren Kalium-Ionen. Dieser Ladungsunterschied ist jedoch nicht für das Ruhemembranpotential ver-

antwortlich. Vielmehr führen der Aufbau der Membran und der Konzentrationsgradient zu einem Abfluss der Kalium-Ionen aus dem Zellinneren. Aufgrund des Ladungsabtransportes von positiven Kalium-Ionen wird das Zellinnere langsam negativ geladen (Hyperpolarisation). Dies führt wiederum durch den Ausgleich des Konzentrationsgefälles zu einer Anziehung der ausgetretenen Ionen durch das Zellinnere. Folglich stellt sich ein dynamisches Gleichgewicht für die Diffusion der Kalium-Ionen ein. Durch den Unterschied der zellinneren und -äußeren Elektrolytlösungen (hauptsächlich K^+ und Na^+) ergibt sich dann als Diffusionspotential an der Zellmembran das Ruhemembranpotential in einer Größenordnung zwischen -60 und -90 mV (Schmidt und Birbaumer, 1998). Zusätzlich ist ein Neuron in der Lage spezielle Ionenkanäle sehr schnell zu öffnen bzw. zu schließen. Die Komplexität des menschlichen Gehirns wurde in diesem Zusammenhang mit der Komplexität der Verschaltung der einzelnen Neurone und deren Aktivierungsschwellen erklärt (Segev und Rall, 1998). Insbesondere die Arbeiten von Llinas zur Aktivität einzelner Neurone zeigen jedoch, dass sich ihr Verhalten nicht auf einen einfachen Informationsintegrations- und Schwellbewertungsprozess reduzieren lässt. Die Regulation des Ionenflusses zwischen der Zelle und ihrer Umgebung wird dabei durch verschiedene dynamisch zusammenhängende Mechanismen geregelt. Einen Überblick zu den Mechanismen an der Zellwand eines Neurons geben Segev und Rall (1998). Kommt es in Folge der neuroneneigenen Modulation des Ionenflusses durch die Zellmembran in Verbindung mit den Impulsen der angebundenen Neurone zu einer Überschreitung eines spezifischen Grenzwertes der Na^+ -Konzentration, werden weitere Ionenkanäle geöffnet. Durch dieses nicht lineare Einströmen weiterer Ionen in das Zellinnere entsteht eine schnelle Depolarisation der Zellmembran - das Aktionspotential (AP) (Schmidt und Birbaumer, 1998; Thompson, 2001; Buzsaki, 2006). Die Entstehung des Aktionspotentials ist somit Folge eines komplexen Zusammenspiels der äußeren Anregung und der spezifischen Eigenschaften eines Neurons selbst. Durch Serien von Aktionspotentialen wird eine elektrische Informationsübertragung zwischen den einzelnen Neuronen im Netzwerk *Gehirn* möglich. Damit das AP an das nächste Neuron weitergeleitet werden kann, muss jedoch der nicht leitende Synaptische Spalt zwischen einem Axon und dem Dendrit einer nachgeschalteten Nervenzelle überwunden werden. Für die Übertragung wird das elektrische AP in ein chemisches Signal umgewandelt. Durch präsynaptische Transmitter wird an der postsynaptischen Membran eine Öffnung von spezifischen Kanälen für positive Ladungen erreicht. Dies führt zu einer lokalen Depolarisation und zum Aufbau eines elektrischen Potentials. Dieses postsynaptische elektrische Potentialfeld entwickelt sich aufgrund der Konzentrationsunterschiede der entstehenden Elektrolytlösungen am Synaptischen Spalt und der entgegengesetzten Seite des Neurons. Durch die Art der Synapsen unterscheiden sich die neuronalen Verschaltungen in erregende (exzitatorische) und hemmende (inhibitorische) Verbindungen. Diese Verbindungen bestimmen ob und wie ein AP weitergeleitet wird. Mit einer Dauer von ca. einer Millisekunde sind diese Aktionspotentiale jedoch nur invasiv – als Einzelzelleableitungen – direkt zu erfassen. In den nachfolgenden Abschnitten werden die neuronalen Quellen der gemessenen EEG-Signale erarbeitet und in die Methodik und Standards zur Ableitung dieser hirnelektrischen Signale eingeführt.

Quellen des EEG

Verantwortlich für die Entstehung der EEG-Signale auf der Kopfhaut sind die sogenannten Pyramidenzellen in der Großhirnrinde. Diese Nervenzellen, in Form einer Pyramide, befinden sich ausschließlich im Kortex und machen dort den Hauptanteil der Zellen aus. Durch die bereits beschriebenen chemischen Prozesse, welche die Weiterleitung des Aktionspotentials ermöglichen, ändern sich die Ladungsverhältnisse entlang der Hauptachse dieser Neurone. Abhängig von der Lokalisation und Art der synaptischen Kopplungen entstehen so Bereiche an der Pyramidenzelle, die positiver bzw. negativer geladen sind als die Zellumgebung. Durch diesen Umstand zeigt die Pyramidenzelle aufgrund ihrer Länge das Verhalten eines Dipols, der ein elektrisches Potentialfeld erzeugt (vgl. Abb. 4.1 d und Abb. 4.2).

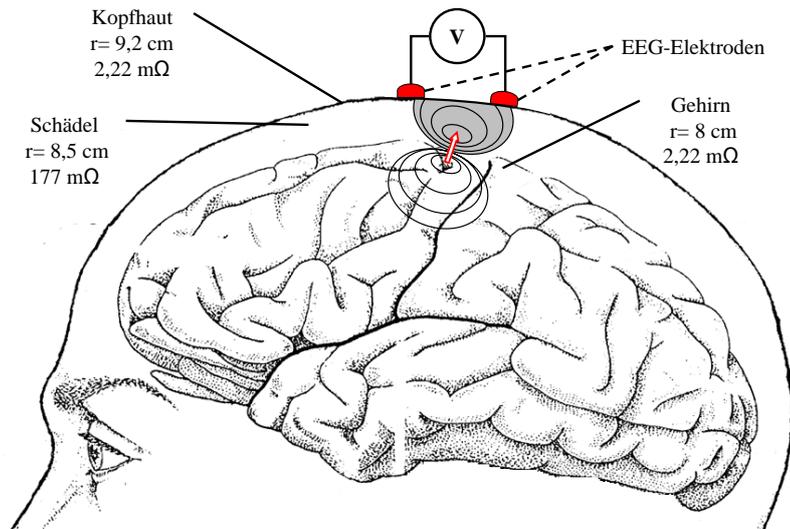


Abbildung 4.2: Die Abbildung zeigt schematisch die elektrisch relevanten histologischen Schichten zwischen dem Gehirn und den EEG-Elektroden - modifiziert nach Hämäläinen et al. (1993).

Für einen einfachen elektrischen Dipol ergibt sich das elektrische Potential ϕ aus der Summe zweier Punktladungen entlang der Pyramidenzellen (vgl. Abb. 4.2). Für das elektrische Feld einer Punktladung Q bei gegebener Dielektrizitätskonstante ϵ_n gilt:

$$\Phi = \frac{Q}{4\pi\epsilon_n r} \quad (4.1)$$

Aus Gleichung 4.1 folgt für die elektrische Feldstärke eines Dipols der Länge l und gleicher Punktladung $\pm Q$ an der EEG-Elektrodenposition i (vgl. Abb. 4.3):

$$\Phi(i) = \frac{Q}{4\pi\epsilon_n} \left(\frac{1}{r_{a(i)}} - \frac{1}{r_{b(i)}} \right) \quad (4.2)$$

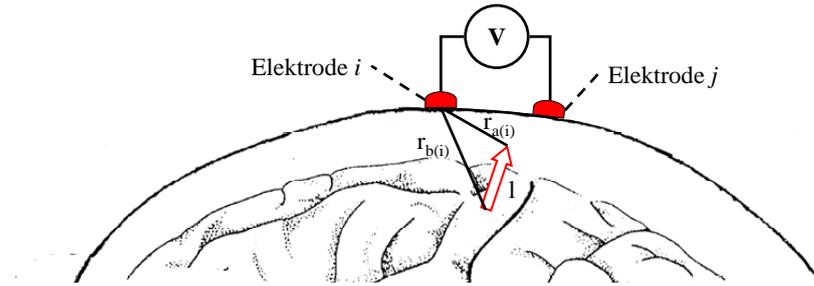


Abbildung 4.3: Die Abbildung zeigt schematisch für die EEG-Elektrode i den Abstand $r_{a(i)}$ und $r_{b(i)}$ zu den beiden Punktladungen eines neuronalen Dipols.

Der Abstand der Elektrodenposition i zu den Punktladungen $\pm Q$ eines neuronalen Dipols wird durch $r_{a(i)}$ und $r_{b(i)}$ zum Ausdruck gebracht (vgl. Abb. 4.3). Die Spannung U_{ij} zwischen zwei EEG-Elektroden ergibt sich somit aus der Potentialdifferenz der Ableiteorte i und j zu:

$$U_{ij} = \Delta\Phi = \Phi(i) - \Phi(j). \quad (4.3)$$

Zwischen dem Kortex - der Quelle dieser Potentialfelder - und der Kopfhaut befinden sich jedoch unterschiedliche histologische Schichten, die einen unterschiedlichen Einfluss auf die Ausbreitung des Potentialfeldes haben. Dabei weisen die Kopfhaut, der Schädel und die Hirnmasse eine unterschiedliche Dielektrizität bzw. Dielektrizitätskonstante auf. Der Schädelknochen dämpft das Feld sehr viel stärker als die anderen Schichten (vgl. Abb. 4.2). Durch diese Dämpfung sind nur größere neuronale Verbände in der Lage ein genügend großes Potentialfeld zu erzeugen, welches an der Schädeloberfläche bzw. Kopfhaut gemessen werden kann. Die vektorielle Summe der Feldpotentiale aller Potentiale im Kortex stellt somit die Quelle des Spannungsverlaufes an einem EEG-Ableiteort dar (Schmidt und Birbaumer, 1998; Thompson, 2001; Birbaumer und Schmidt, 2006; Sanei und Chambers, 2007; Kirschstein, 2008; Lopes da Silva et al., 2009).

Ableitung des EEG

Zur Ableitung des EEG werden Elektroden auf der Kopfhaut mit einer Kappe oder einem Netz fixiert (Blom und Anneveldt, 1982). Für die Anordnung der Elektroden auf einem solchen Trägermedium hat sich das durch Jasper (1958) vorgeschlagene 10-20-System etabliert. Hierbei werden die Elektrodenpositionen in 10%- bzw. 20%-Schritten bezogen auf charakteristische Punkte des menschlichen Schädels auf der Kopfhaut verteilt (vgl. Abb. 4.4). Um genauere Aussagen über die kortikale Repräsentation kognitiver und verhaltenssteuernder Prozesse in spezifischen experimentellen Paradigmen treffen zu können, werden diese Positionen jedoch auch leicht verändert. Die Anzahl der verwendeten Elektroden ist dabei prinzipiell unbegrenzt. Durch die Bauform und Größe der Elektroden sind jedoch physische Grenzen gesetzt. Klassischerweise werden Systeme mit 32, 64, 128 oder 256 Elektroden zur Ableitung eines EEG verwendet.

4.1 Methoden zur Messung der Hirnaktivität

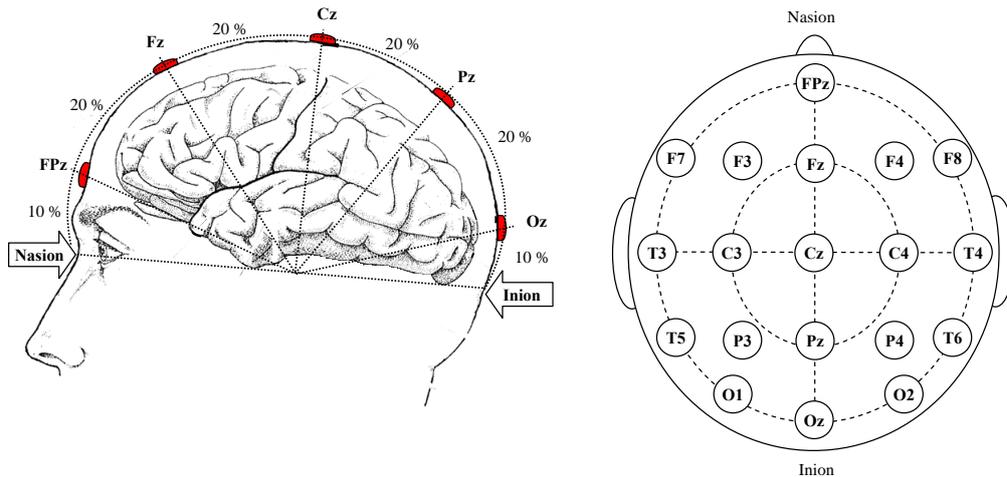


Abbildung 4.4: Die Abbildung zeigt links die Anordnung von EEG-Elektroden nach dem 10-20-System im Längsschnitt und rechts den Kopf von oben (Nase vorn).

Die Positionierung der Elektroden auf der Schädeloberfläche orientiert sich an der Anatomie des menschlichen Schädels. Markante Punkte sind der Nasenwurzelknochen (Nasion), der Schädelknochenvorsprung am Hinterkopf (Inion) und die rechte und linke Aufnahme des Unterkiefers im Oberkiefer (preauricularer Punkt). Die Position der Zentralelektrode Cz bestimmt sich aus einem Punkt der Konturlinie zwischen dem Nasion und Inion und der Konturlinie zwischen dem rechten und linken preauricularen Punkt zu je 50% des Umfangs (vgl. Abb. 4.4). Die geraden Elektroden sind über der rechten und die ungeraden über der linken Hemisphäre positioniert. Die Nomenklatur der Elektroden orientiert sich an der Position über den einzelnen Hirnlappen. So bezeichnet beispielsweise die Elektrodenreihe F die Positionen über dem frontalen, C die über den zentralen und O die über den okzipitalen Hirnlappen (vgl. Abb. 3.7).

Um Potentialschwankungen verursacht durch Hirnaktivität von anderen elektrischen Potentialen unterscheiden zu können, wird darüber hinaus eine Referenz verwendet. Auf dieses Signal wird die Messung jeder einzelnen Elektrode referenziert. Diese Referenzelektrode wird am Schädel im Bereich des Nasenwurzelknochens (Nasion) oder am linken oder rechten Mastoiden (hinter dem Ohr) angebracht. Der Wahl der richtigen Referenz kommt dabei eine besondere Bedeutung zu, da die bioelektrische Aktivität dieses Ableitortes von allen anderen Signalen abgezogen wird (Lehmann, 1984).

Im Vergleich zu den Potentialen die durch Muskelkontraktionen und Augenbewegung erzeugt werden, gehört das EEG-Signal mit einer Amplitude von $2-100 \mu V$ zu den schwächeren bioelektrischen Signalen des Körpers (vgl. Tab. 4.2). Um diese Hirnsignale aufzeichnen und später computergestützt auswerten zu können, müssen diese verstärkt und digitalisiert werden. Die Abtastrate des Aufzeichnungssystems gibt dabei an, wie oft das gemessene EEG-Signal in der Sekunde abgetastet bzw. gespeichert wird. Diese Abtastraten liegen je nach Anwendung zwischen 10 und 1000 Hz. Die Digitalisierung erfolgt in der Regel mit 16 oder 24 bit (Bra, 2010).

Charakteristika des EEG-Signals

In den vorangegangenen Kapiteln wurde gezeigt, dass chemische Prozesse, welche in räumlicher Nähe zur Kopfhaut zwischen den Nervenzellen ablaufen, den Hauptgenerator der aufgezeichneten Signale im EEG darstellen. Weiter wurde deutlich, dass diese Signale durch die überlagerte Aktivität verschiedener neuronaler Strukturen entstehen. Da viele der kognitiven Prozesse auf neuronaler Ebene dynamisch durch einzelne kleinere Zellverbände übernommen werden, sind nicht alle neuronalen Strukturen des Gehirns zu jedem Zeitpunkt aktiv. Diese Funktionsteilung führt zu einer eigenen funktionalen Dynamik innerhalb des Gehirns, welche durch das im EEG aufgezeichnete Signal erfasst werden kann. Diese Dynamik spiegelt sich in Veränderungen der Amplitude, Frequenz (Pfurtscheller und Lopes da Silva, 1999) und Phase (Makeig et al., 2002) der Wellenformen dieses Signals wieder. Wie schon Berger (1929) vermutete und durch verschiedene neurowissenschaftliche Studien belegt werden konnte, wird das Verhalten der Neurone durch zwei unterschiedliche Prozesse determiniert. Einerseits werden die Nervenzellen durch Aktionspotentiale anderer neuronaler Verbände passiv angeregt und zur Informationsweiterleitung genutzt, andererseits wird das Verhalten der Neurone durch ihr dynamisch oszillierendes Membranpotential selbst bestimmt. Aus dieser Beobachtung wird in der neurowissenschaftlichen Literatur geschlossen, dass durch die synaptischen Eingänge (Dendriten) die Eigenanregung der Neuronen nur noch moduliert und das EEG als eine Mischung dieser gekoppelten Oszillatoren verstanden wird (Llinas et al., 1991; Buzsaki und Draguhn, 2004). Durch diese untereinander gekoppelten schwingenden Neuronenverbände innerhalb des Kortex werden mehrere unterschiedliche oszillatorische Potentialfelder erzeugt, die in einem Bereich von 0.05 Hz bis zu 200 Hz schwingen können (Connors und Amitai, 1997). Zwischen der Amplitude einer Schwingung und deren Frequenz besteht allerdings ein enger Zusammenhang im EEG-Signal. Je mehr gleichsinnige und gleichzeitige Anregungen innerhalb einer neuronalen Struktur erfolgen, desto größer wird das entstehende Potentialfeld und folglich die Amplitude des EEG-Signals über diesem Areal. Durch eine versetzte zeitliche Überlagerung der Impulse wird jedoch die Frequenz der möglichen Anregungen höher (vgl. Abb. 4.5). Es besteht ein direkter Zusammenhang zwischen der Frequenz der im EEG beobachteten Schwingung und dessen spektraler Leistung (\hat{y}^2).

$$\hat{y}^2 \propto \frac{1}{f} \tag{4.4}$$

Wie bereits beschrieben resultiert diese $1/f$ -Charakteristik der Leistung verschiedener Frequenzanteile des EEG aus den Eigenschaften der oszillierenden Neuronennetze innerhalb des Gehirns (vgl. Abb. 4.5). Diese Beobachtung wird in der neurowissenschaftlichen Forschung mit unzähligen Studien belegt, in denen auch eine intrapersonelle zeitliche Konstanz dieser reziproken Proportionalität nachgewiesen werden konnte (Klimesch, 1999; Buzsaki und Draguhn, 2004; Linkenkaer-Hansen et al., 2001). In diesem Zusammenhang weisen Llinas et al. (1991) in ihren Untersuchungen Eigenschwingung einzelner Neurone in einem Frequenzbereich von 10 Hz bis 50 Hz auch ohne äußere Anregung nach.

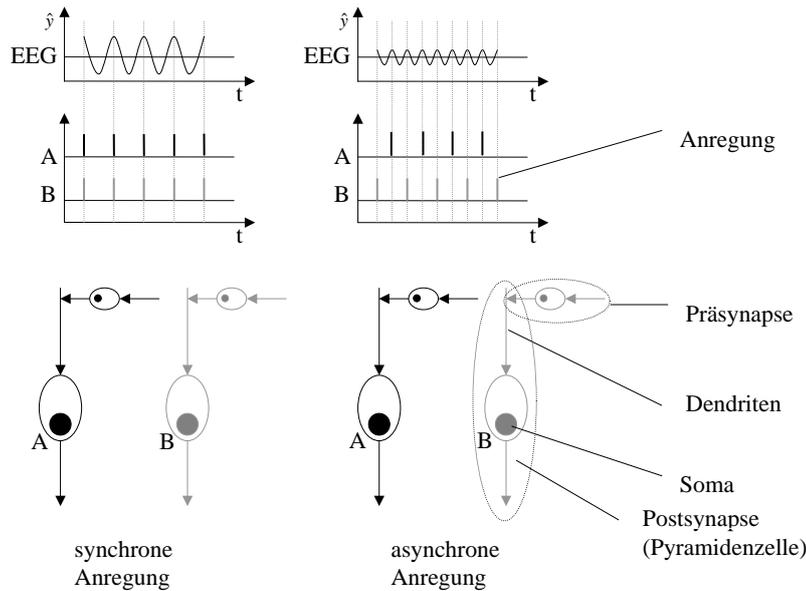


Abbildung 4.5: Die Abbildung zeigt schematisch die Entstehung des EEG in Abhängigkeit des Informationsaustausches an Nervenzelle A und B - modifiziert nach Kirschstein (2008).

Diese Eigenschwingung neuronaler Strukturen wird im EEG als sogenannter *Rhythmus* bezeichnet (Lopes da Silva, 1991). Dieses Verhalten der schwingenden Neuronenverbände wurde schon durch Berger (1929) in der Charakteristik der EEG-Daten beobachtet. Aus seinen Beobachtungen zur Veränderung der im EEG erfassten Schwingungen unterteilte er das Signal in unterschiedliche Frequenzbänder, welche er mit griechischen Kleinbuchstaben bezeichnete (vgl. Tab. 4.1). Diese Einteilung des Signalspektrums wird bis heute in der neurowissenschaftlichen Forschung verwendet.

Tabelle 4.1: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über ausgewählte bioelektrische Signale und deren Charakteristika. Die Spektren des EEG-Signals werden entsprechend der üblichen Nomenklatur bezeichnet - modifiziert nach (Bronzino, 1995).

Signal	Frequenz	Amplitude	Ursprung
Aktionspotential (AP)	100 Hz-2 kHz	10 μ V-100 mV	Neuron
Elektroenzephalogramm (EEG)	0,5-100 Hz	2-100 μ V	Neuronenverbände
- Delta Band (δ)	0,5-4 Hz		
- Theta Band (θ)	4-8 Hz		
- Alpha Band (α)	8-14 Hz		
- Beta Band (β)	14-30 Hz		
- Gamma Band (γ)	30 Hz -		

Artefakte in EEG-Signalen

Der im EEG aufgezeichnete Signalverlauf bildet den Potentialunterschied zwischen zwei Elektrodenpositionen ab. Das elektrische Potentialfeld wird jedoch durch eine Vielzahl von technischen und physiologischen Faktoren beeinflusst, die sich als problematisch erweisen, wenn Signalveränderungen nicht eindeutig einem Ursprung zugeordnet werden können. Diese als Artefakt bezeichneten Einflüsse werden im Folgenden thematisiert sowie in technische und physiologische Artefakte differenziert.

Technische Artefakte

Alle ungeschirmten Leitungen und Kabel, in denen elektrischer Strom fließt, erzeugen elektrische Feldpotentiale. Wenn sich diese Feldpotentiale mit den bioelektrischen Potentialfeldern überlagern, wird das aufgezeichnete Signal verzerrt und spiegelt somit nur noch bedingt die reine Aktivität der biologischen Quelle wider. In diesem Zusammenhang ist einer der weit verbreitetsten technischen Artefakte bei bioelektrischen Potentialmessungen das Brummen des Versorgungsnetzes (Ferree et al., 2001). Zu den klassischen technischen Störeinflüssen auf das EEG im Labor zählen darüber hinaus Elektrodenartefakte (Kontakt- und Materialfehler), elektrostatische und instrumentelle Artefakte (Verstärkerrauschen).

Im Kontext dieser Arbeit sollen EEG-Daten des Fahrers allerdings unter realen Bedingungen, in einem fahrenden Fahrzeug, erhoben werden. Daher muss der Einfluss technischer Artefaktquellen innerhalb des Fahrzeuges unbedingt vor Beginn der Messungen überprüft werden. Dies betrifft insbesondere Signalveränderungen verursacht durch elektrische Bauteile in unmittelbarer Nähe des Fahrers (z.B. Sitzheizung oder Kabelführungen in Kopfnähe) aber auch Signalverzerrungen durch die Motorelektrik (z.B. Lichtmaschine) oder durch Vibrationen im Fahrzeug. In diesem Zusammenhang ist vor allem die Fahrbahnbeschaffenheit des Versuchsgeländes zu berücksichtigen bzw. zu überprüfen, da hier Bodenwellen oder Schlaglöcher zu charakteristischen Signalveränderungen führen können.

Physiologische Artefakte

Obwohl technische Artefakte nicht unterschätzt werden sollten, sind die im Folgenden beschriebenen physiologischen Artefakte weitaus problematischer, da Fakt und Artefakt sich kaum in den Signalcharakteristika unterscheiden. Tabelle 4.2 zeigt eine Aufstellung möglicher physiologischer Artefaktquellen und deren bioelektrische Signaleigenschaften. Deutlich wird, dass sich diese Signale untereinander kaum in Frequenz und Amplitude unterscheiden. Eine besondere Problematik im Umgang mit diesen Artefakten ergibt sich darüber hinaus aus der Tatsache, dass diese häufig stark mit variierenden Bedingungen psychologisch interessanter Paradigmen korrelieren und so die Daten entscheidend beeinflussen. Im Wesentlichen können hierbei die physiologischen Artefaktquellen, die für beobachtbare Potentialveränderungen im EEG verantwortlich sind, wie folgt zusammengefasst werden.

4.1 Methoden zur Messung der Hirnaktivität

- Als Folge der Polarisierung von Cornea (Hornhaut) und Fundus (Augenhintergrund) bildet der Augapfel selbst einen Dipol, dessen elektrisches Feld sich mit der Bewegung des Auges verändert (Shackel und Davis, 1960). Augenbewegungen resultieren in einer starken Verzerrung der EEG-Daten, da sich die Ausbreitung des Augendipolfeldes weit über den Schädel erstreckt (Croft und Barry, 2000).
- Bewegungen der Augenlider und insbesondere das Blinzeln verändern die elektrischen Eigenschaften des Augendipols und führen so zu einer Veränderung des elektrischen Potentialfeldes im Bereich der frontalen EEG-Elektroden (Corby und Kopell, 1972).
- Veränderungen der Schweißdrüsenaktivität können als Hautpotentiale einen direkten Einfluss auf die Daten des EEG haben (Picton und Hillyard, 1972) oder beeinflussen durch eine Veränderung des Übergangswiderstandes von Kopfhaut zur EEG-Elektrode das Signal indirekt (Ferree et al., 2001).
- Zu den physiologischen Artefakten zählen die Bewegungsartefakte, die z.B. durch Bewegungen des Kopfes oder des gesamten Körpers des Probanden verursacht werden. Viele dieser Bewegungsartefakte werden durch Muskelaktivität verursacht. Diese muskuläre Aktivität führt je nach Entfernung des Muskels zum Ableitort des EEG an den Elektroden zu höherfrequenten (150 - 500 Hz) Einstreuungen (Goncharova, 2003), aber auch zu strukturellen Veränderungen der Lage von Elektroden untereinander.

Die hier aufgeführten Artefaktquellen des EEG beschreiben jede für sich eigene und bedeutsame Gebiete der Psychophysiologie. Eine der wichtigen Fragen in diesem Zusammenhang ist die nach dem Umgang mit diesen Artefakten und deren eindeutige Identifizierung. Der praktische Umgang mit diesen Artefakten im Rahmen der vorliegenden Arbeit wird in Kapitel 5.3 näher beschrieben.

Tabelle 4.2: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über ausgewählte bioelektrische Signale und deren Charakteristika - modifiziert nach (Bronzino, 1995, S. 808).

Signal	Frequenz	Amplitude	Ursprung
Elektroenzephalogramm (EEG)	0,5-100 Hz	2-100 μ V	Neuronenverbände
Elektroretinogramm (ERG)	0,2-200 Hz	0,5 μ V-1 mV	Retina
Elektrooculogramm (EOG)	0,1-100 Hz	10 μ V-5 mV	Augenbewegung
Elektromyogramm (EMG)	50-500 Hz	100 μ V-1 mV	Muskelbewegung
Elektrokardiogramm (EKG)	0,05-100 Hz	1-10 mV	Herzmuskel

4.1.2 Ausgewählte Indikatoren kognitiver Prozesse im EEG

Mit dem vorliegenden Kapitel wird der aktuelle neurowissenschaftliche Forschungsstand zu ausgewählten Indikatoren bzw. Korrelaten kognitiver Prozesse im EEG zusammengefasst. Wie aus den Abschnitten 3.2.1 und 4.1.1 hervorgeht, bildet das EEG die funktionale Dynamik der Aktivität neuronaler Strukturen bei der Erbringung verschiedenster kognitiver Leistungen ab. Weiter wurde gezeigt, dass diese Dynamik von Veränderungen der Amplitude, Frequenz und Phase des EEG-Signals begleitet werden. Diese Signaleigenschaften bzw. ihre Kombinationen bilden die Grundlage der Identifizierung und Beschreibung von Korrelaten kognitiver Prozesse im EEG. Zu diesen Indikatoren zählen hauptsächlich Muster im Zeitbereich aber auch Muster im Frequenzbereich der EEG-Signale. Beide Arten von Indikatoren resultieren dabei aus einer ereignisbezogenen Aktivität der involvierten Zellverbände (Pfurtscheller und Lopes da Silva, 1999; Basar et al., 2000; Pfurtscheller, 2001; Lopes da Silva et al., 2009).

Sensorische Stimulationen und interne Prozesse führen in unterschiedlichen Bereichen des menschlichen Gehirns zu einer Kopplung der Aktivität neuronaler Strukturen. Diese oszillatorische Synchronisation kann in Form von phasensynchronen Potentialschwankungen im arithmetischen Mittel als so genanntes Evoziertes bzw. Ereigniskorreliertes Potential (EKP) im EEG-Signal beobachtet werden. Auf der anderen Seite kann die ereignis- bzw. prozessbezogene Hirnaktivität jedoch auch durch Veränderungen (De-/Synchronisation) des Frequenzspektrums im EEG abgebildet werden. Im Folgenden werden diese Indikatoren und deren Interpretation im Kontext der menschlichen Informationsverarbeitung weiter herausgearbeitet. Daran anschließend werden die aufgezeigten Zusammenhänge zwischen den ablaufenden kognitiven Prozessen zur Initiierung eines Fahrmanövers und der Aktivität verschiedener neuronaler Strukturen durch eine Übersicht der entsprechenden Korrelate des EEG ergänzt.

Ereigniskorrelierte Potentiale (EKP)

Hirnpotentiale, evoziert durch eindeutig zeitlich definierte sensorische, kognitive oder motorische Prozesse, werden als Ereigniskorrelierte Potentiale (EKP) bezeichnet. Sie können allgemein in sensorisch und motorisch evozierte Potentiale unterschieden werden (Stöhr et al., 2005, S. 501 ff.). Diese EKP spiegeln komplexe kognitive Verarbeitungsprozesse des Kortex wider. So sind diese Potentialschwankungen nicht zwingend von äußeren Reizstimulationen abhängig, sondern berücksichtigen auch den qualitativen Einfluss von verschiedenen neuronalen Strukturen bei der Erbringung kognitiver Prozesse. So können EKP in den Daten des EEG beispielsweise auch bei rein endogenen kognitiven Prozessen wie z.B. der Verarbeitung von Semantik in Sprache beobachtet werden (Brown und Hagoort, 1993). Eine Mittlung der im EEG erfassten Potentialfelder über mehrere gleichartige Situationen (z.B. wiederholte Bewegungsvorstellung) reduziert die zufälligen, nicht mit dem Ereignis in Zusammenhang stehenden Signalanteile (vgl. Abb. 4.6). Nur Signalanteile mit fester Phasenbeziehung zum Ereignis bleiben nach der Mittlung des Signals als sogenannte Komponente des EEG bzw. EKP erhalten.

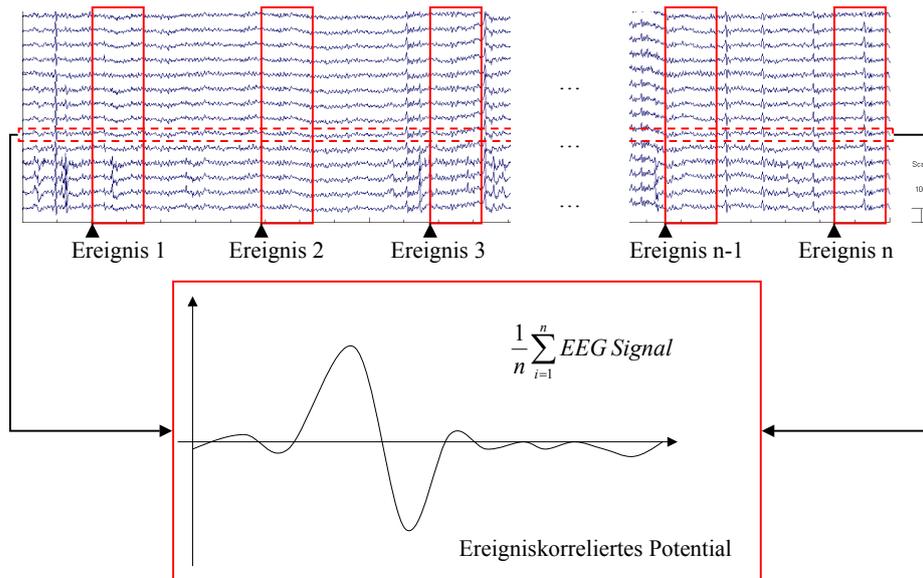


Abbildung 4.6: Die Abbildung zeigt das Vorgehen bei der Analyse von Ereigniskorrelierten Potentialen. Durch Mitteln der Daten wird die spezifische kortikale Reaktion aus dem Hintergrundrauschen des EEG herausgefiltert.

Der Hintergrund der Entstehung dieser korrelierten Potentiale wird in der Literatur diskutiert. Vorherrschende Meinung ist, dass diese charakteristischen Wellenformen im gemittelten EEG-Signal durch eine reine ereignisbezogene gleichzeitige Aktivität mehrerer neuronaler Strukturen (vgl. Abb. 4.5) generiert wird. Die Entstehung dieser Wellenformen kann allerdings auch durch eine Synchronisierung bzw. ereignisbezogene Rücksetzung der Phase verschiedener Frequenzanteile des EEG erklärt werden (Makeig et al., 2002; Fell et al., 2004). Trotz der verschiedenen wissenschaftlichen Meinungen zum Hintergrund der Entstehung des EKP im EEG-Signal ist sich die neuropsychologische Forschung einig, dass Aspekte der kognitiven Informationsverarbeitung durch Ereigniskorrelierte Potentiale untersucht werden können (Starr, 1978; Picton et al., 2000; Makeig et al., 2004a). Wie bereits erwähnt, werden diese nach ihrem Auftreten, in Bezug auf den Zeitpunkt der Mittlung bzw. Synchronisierung, unterschieden. Eine Kategorie dieser Potentiale bezieht sich auf den gegebenen Stimulus (z.B. visueller Reiz) und tritt bei Mittlung um dieses Ereignis als stimuluskorreliertes Potential (sensorisch evoziert) aus dem Grundrauschen hervor (vgl. Abb. 4.6). Die andere Kategorie ist an die motorische Reaktion des Probanden (z.B. Tastendruck) bei der Mittlung gebunden und wird als reaktionskorreliertes Potential (motorisch evoziert) bezeichnet. In Abbildung 4.6 ist schematisch der Verlauf eines stimulusbezogenen EKP dargestellt. Ein solches Potential kann aus einer Folge von positiven und negativen Komponenten (Gipfeln) bestehen. Aus der Polarität der Gipfel und den entsprechenden Latenzzeiten wird die Nomenklatur der einzelnen Komponenten abgeleitet. So wird beispielsweise ein negativer Gipfel 100 ms nach dem Stimulus als N100, ein positiver nach 300 ms als P300 bezeichnet.

Ereigniskorrelierte spektrale Veränderungen

Bereits Berger (1929) beobachtete, dass auch Indikatoren kognitiver Aktivität im EEG-Signal existieren, die nicht wie das EKP nur im Signalmittel eindeutig hervortreten, sondern auch im Verlauf des EEG-Signals beobachtet werden können. Bergers Beobachtung ist in der Literatur als sogenannter *Alphablock* bekannt geworden. Bei geschlossenen Augen beobachtete Berger einen Anstieg der Amplitude der Schwingungen zwischen 8 und 14 Hz im EEG-Signal, welche sofort mit dem Öffnen der Augen wieder zu verschwinden schienen. Eine Mittlung des Signals über viele Versuche würde diesen Effekt eliminieren, da die Phasen dieser Schwingungen zufällig sind (Steriade et al., 1990; Lopes da Silva, 1991). Diese Signalveränderungen treten in Form von Verstärkungen (event-related synchronisation, ERS) bzw. Abschwächungen (event-related desynchronisation, ERD) bestimmter Frequenzbereiche des EEG-Signals auf und werden erstmals als Indikatoren neuronaler Prozesse von Pfurtscheller und Aranibar (1977) eingeführt. Da die neuronalen Strukturen untereinander ein Netzwerk gekoppelter Oszillatoren darstellen, sind Frequenzveränderungen auf eine Synchronisation bzw. Desynchronisation der Aktivität involvierter Neuronenverbände zurückzuführen (Pfurtscheller und Lopes da Silva, 1999). Durch Makeig (1993) werden spektrale Veränderungen des EEG als Indikator neuronaler Aktivität auch als *event-related spectral perturbation* (ERSP) eingeführt.

EEG-Indikatoren der visuellen Wahrnehmung

Mit zu den bekanntesten EEG-Indikatoren der Verarbeitung visueller Informationen zählt das visuell evozierte Potential 'VEP' (Stöhr et al., 2005, S. 256 ff.). Nach entsprechender Anregung der Netzhaut (Retina) kann dieses EKP über dem okzipitalen Kortex abgeleitet werden. Dieses hirnelektrische Potential entsteht als Antwort auf die Aktivität des visuellen Systems und gestattet so einen begrenzten Einblick in die Aktivität dieses Hirnbereiches (Ciganek, 1961; Dobson und Teller, 1978). VEP können mit verschiedenartigen visuellen Reizen erzeugt werden, welche sich in Helligkeits- oder Musterstimulationen unterscheiden lassen (Odom et al., 2004). Das VEP besteht dabei aus einer Folge von positiven und negativen Potentialgipfeln (vgl. Abb. 4.6), denen verschiedene Verarbeitungsstufen der visuellen Information zugeschrieben werden. Maier et al. (1987) zeigen in ihren Analysen von EEG-Daten, dass die beim VEP beobachteten Potentialgipfel im Bereich der primären Sehrinde generiert werden und folglich als Indikator der Verarbeitung visueller Informationen genutzt werden können. Auch Russo et al. (2002) bestätigten in einer Analyse von EEG- und MEG-Daten die Verortung dieser Potentialgipfel in den visuellen Arealen und zeigen, dass eine frühe positive Komponente 90-92 ms nach visueller Reizdarbietung direkt mit der neuronalen Aufbereitung der visuellen Information in der primären Sehrinde des visuellen Kortex zusammenfällt. Die Verarbeitung visueller Informationen wird jedoch nicht nur durch VEP im EEG indiziert, vielmehr werden die Prozesse der visuellen Verarbeitung auch durch Veränderungen des Frequenzspektrums der EEG-Signale über diesen Arealen begleitet (Pfurtscheller et al., 1994). Müller et al. (2000) untersuchten in einer Reihe von Experimenten spektrale Veränderungen des EEG welche in Zusammenhang mit der Verarbeitung visueller Informationen stehen

und zeigen, dass Veränderungen des γ -Bandes (ab 30 Hz) die neuronalen Mechanismen der Wahrnehmung und Aufmerksamkeitssteuerung widerspiegeln.

EEG-Indikatoren der Entscheidungsfindung

Eines der Hauptprobleme bei der Identifikation von EEG-Korrelaten der Entscheidungsfindung ist die Frage nach dem genauen Zeitpunkt dieses kognitiven Prozesses. Aus den Erkenntnissen zur Funktion verschiedener Hirnbereiche geht zwar hervor, dass dieser Prozess als Aktivität in Bereichen des parietalen und frontalen Kortex vermutet wird, jedoch können aus der neurowissenschaftlichen Literatur nur wenige Indizien zu EEG-Korrelaten der Entscheidungsfindung abgeleitet werden. Ikeda et al. (1996) versuchen mit einem Zwei-Stimulus-Paradigma Korrelate einer Auswahlentscheidung zu untersuchen, beobachten jedoch nur eine langsame Negativierung des EEG-Signals über den frontalen Bereichen des Kortex. Diese Beobachtung interpretieren die Autoren als Begleiterscheinung der gesamten Handlungsvorbereitung und beschreiben in diesem Zusammenhang auch die Problematik der Differenzierung von Entscheidungs- und motorischen Vorbereitungsprozessen. Die Untersuchung von Jacobs et al. (2006) zu Erinnerungs- und Entscheidungsprozessen weisen darauf hin, dass Veränderungen des EEG-Signals im θ -Band (4-8 Hz) in einem Zusammenhang mit der Entscheidungsfindung stehen und diese Signalveränderungen durch die Aktivität des anterioren cingulären Kortex (ACC) im Frontallappen des Kortex (vgl. Abb. 3.7) verursacht werden.

Weitere Indizien für mögliche EEG-Korrelate der Entscheidungsfindung liefern Untersuchungen, die sich mit der invasiven Ableitung von Feldpotentialen innerhalb des Gehirns auseinandersetzen. Durch die Ableitung dieser lokalen Potentialfelder bei Primaten konnten Scherberger et al. (2005) die Vermutungen zur Rolle des parietalen Kortex bei der Vorbereitung und Auswahl verschiedener motorischer Handlungen bestätigen. Scherberger et al. zeigen, dass die Planung von Armbewegungen im Gegensatz zur Vorbereitung von Augenbewegungen von einer Abnahme der α -Schwingungen (ERD) und Zunahme der β -Schwingungen (ERS) der Neuronenaktivität begleitet wird. Diese Ergebnisse lassen an dieser Stelle jedoch keine eindeutige Abgrenzung der motorischen Bewegungsvorbereitung zu, da sich die Signalveränderungen bis in die Phase der Bewegungsausführung hinein erstrecken. Da diese Potentialveränderungen jedoch unmittelbar mit Beginn der Planungsperiode einsetzen, können sie als Indikator eines Auswahl- und Entscheidungsprozesses interpretiert werden. Die Veränderungen lokaler Feldpotentiale beim Übergang von Auswahl- und Entscheidungsprozessen zur Bewegungsausführung untersucht auch die Studie von Hwang und Andersen (2009). In mehreren aufeinanderfolgenden Armbewegungen von Rhesus-Affen beobachten die Autoren, dass im Bereich des parietalen Kortex sich das Frequenzspektrum der schwingenden Neurone ähnlich zu den Beobachtungen von Scherberger et al. (2005) verhält. Im Gegensatz zu den Ergebnissen von Scherberger et al. zeigt sich jedoch für den Übergang von Planung zu Ausführung eine Synchronisation des Signalspektrums von 1-10 Hz bei gleichzeitiger Desynchronisation der Schwingungen des β -Bandes (14-30 Hz). Hwang und Andersen schlussfolgern, dass sich ihre Beobachtungen auch auf das EEG des Menschen übertragen lassen und sich der Beginn einer motorischen Handlung durch eine Veränderung des EEG-Signalspektrums

im Bereich dieser Frequenzbänder über den supplementär-motorischen Arealen manifestiert. Die Autoren bestätigen damit die Beobachtungen und Schlussfolgerungen von Pfurtscheller (1981), in der eine Desynchronisation des Frequenzspektrums im β -Band vor und während der Ausführung von Armbewegungen des Menschen im EEG auftritt.

EEG-Indikatoren der Bewegungsplanung und -ausführung

Das erstmals von Kornhuber und Deecke (1965) beschriebene Bereitschaftspotential (BP) zählt zu den bekanntesten EEG-Indikatoren der Bewegungsvorbereitung. Bei diesem ereignis- bzw. bewegungskorrelierten Potential handelt es sich um eine langsame negative Signalverschiebung, die bis zu 1,5 s vor dem Bewegungsbeginn über den motorischen Arealen mit einem Potentialgipfel von bis zu $-20 \mu V$ beobachtet werden kann (Stöhr et al., 2005, S. 524 ff.). Es entsteht unmittelbar vor Bewegungen und hat seine größte Ausprägung auf der entgegengesetzten (kontralateralen) Hemisphäre zur bewegungsausführenden Körperseite. Diese Negativierung kann in drei Unterkomponenten zerlegt werden, denen unterschiedliche Bedeutungen beigemessen werden (Deecke et al., 1969; Shibasaki et al., 1980; Barrett et al., 1986; Neshige et al., 1988). Die erste Komponente ist eine langsame Negativierung, welche mit einer Aktivierung des supplementär-motorischen Kortex in Verbindung gebracht wird. Mit dem Einsetzen einer steileren Negativierung ca. 500 ms vor dem Bewegungsbeginn indiziert die zweite Komponente Aktivität der primär-motorischen Rinde. Nach einer kaum sichtbaren kurzen Positivierung bzw. Rückgang der Negativierung folgt eine weitere stärkere Negativierung, welche typischerweise auch die größte Negativierung des gesamten Potentialverlaufes darstellt (vgl. Abb. 4.7). Dieser letzte Teil des Bereitschaftspotentials wird dabei hauptsächlich durch die Aktivität der Pyramidenzellen im primär-motorischen Kortex durch die oberen Motoneurone generiert (Ikeda et al., 1992; Deecke et al., 1998). Zur Umsetzung der Aktionspotentiale dieser Nervenzellen in eine entsprechende Muskelkontraktion werden diese zu den unteren Motoneuronen im Rückenmark weitergeleitet. Die Nervenfasern dieser Zellen erstrecken sich dann bis zu den motorischen Endplatten der Muskeln.

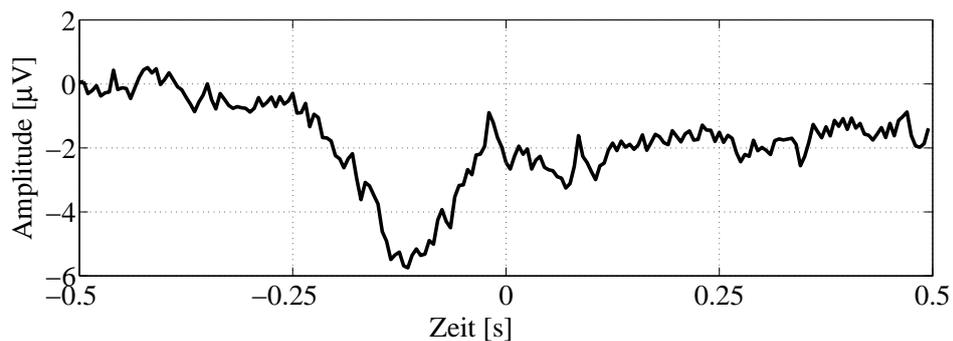


Abbildung 4.7: Die Abbildung zeigt im gemittelten Signalverlauf das lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) vor einem einfachen rechten Tastendruck zum Zeitpunkt 0 über dem linken motorischen Kortex (C3).

Folglich entsteht das Bereitschaftspotential im EEG aus einer zunehmenden Aktivität jener oberen Motoneurone (Depolarisation der Dendriten), die für die zur Bewegung notwendigen Muskelgruppen verantwortlich sind (Shibasaki und Hallett, 2006). Mit Beginn der Bewegungsausführung bricht dieses Potential durch die Weiterleitung des Aktionspotentials an die unteren Motoneurone schließlich zusammen (vgl. Abb. 4.7). Die Topographie der Amplitude des Bereitschaftspotentials hängt auch von der Art der Bewegung und den beteiligten Muskelgruppen zusammen. Das Auftreten dieser Negativierung spiegelt dabei im Wesentlichen die homunkuläre Organisation des motorischen Kortex wider (vgl. Abb. 3.9). So ist das Bereitschaftspotential bei Fingerbewegungen im Bereich der EEG-Elektroden C3 und C4 über den Handarealen zu beobachten, während dieses Potential in Vorbereitung von Fußbewegungen zentral im Bereich der Elektrode Cz über dem motorischen Kortex amplitudenmaximal abgeleitet werden kann (Brunia und Bosch, 1984; Ikeda et al., 1992). Das bewegungskorrelierte lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) ist eine spezielle Ausprägung der letzten Komponente des klassischen BP und wird wie der Name andeutet als Beitrag der jeweils rechten bzw. linken motorischen Hirnareale interpretiert. Das LRP zum Zeitpunkt t ergibt sich aus der Differenz der entgegengesetzten (contralateralen) und gleichseitigen (ipsilateralen) EEG-Signale x über n Versuche zu:

$$LRP(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x_{i \text{ contralateral}}(t) - x_{i \text{ ipsilateral}}(t)] \quad (4.5)$$

Im Gegensatz zum BP ist das LRP als Indikator wesentlich robuster gegenüber Störeinflüssen und Überlagerungen durch Aktivität anderer neuronaler Strukturen, da es nur den hemisphärischen Unterschied der hirnelektrischen Aktivität abbildet (Coles, 1989). Die Studien von Hackley und Miller (1995) zum LRP zeigen, dass die Ausprägung dieses Potentials mit der Komplexität der auszuführenden Bewegung zunimmt. Masaki et al. (2004) versuchen die kognitive Bedeutung des LRP näher zu bestimmen und schlussfolgern aus ihren Untersuchungen, dass dieses nach der Auswahl der Seite der Bewegungsausführung (bei rechten Fingerbewegungen die linke Hirnhälfte und vice versa) und unmittelbar mit der motorischen Planung der Bewegung einsetzt.

Wie bereits im Abschnitt zu den Indikatoren der Entscheidungsfindung durch die Beobachtungen und Schlussfolgerungen von Pfurtscheller (1981) sowie Hwang und Andersen (2009) angedeutet wurde, verursachen die für die Bewegungsplanung und -ausführung verantwortlichen neuronalen Prozesse auch Veränderungen in den spektralen Eigenschaften des EEG. Insbesondere Hwang und Andersen (2009) beobachten einen Zusammenhang zwischen der Bewegungsvorbereitung und Veränderungen der Aktivität im Bereich des α - und β -Bandes. Eine der ersten Untersuchungen zu spektralen Veränderungen des EEG, verursacht durch motorische Vorbereitungsprozesse, gehen auf Chatrian et al. (1959) zurück. Chatrian et al. zeigen, dass die neuronalen Strukturen des Motorkortex eine Eigenschwingung von 8-12 Hz im EEG verursachen; und dieser sogenannte μ -Rhythmus desynchronisiert, sobald die Bewegungsplanung einsetzt. Pfurtscheller und Berghold (1989) untersuchen den Einfluss von motorischen Vorbereitungsprozessen vor Bewegungen des Zeigefingers auf die spektralen Bereiche des α -Bandes des EEG und be-

stätigen die Ergebnisse von Chatrian et al. (1959). Sie beobachteten eine Desynchronisation des EEG-Signals im Bereich von 10-12 Hz bis zu einer Sekunde vor Bewegungsausführung über den kontralateralen motorischen Arealen. Die Untersuchungen von Leocani et al. (1997) bestätigen die Beobachtungen von Chatrian et al. sowie von Pfurtscheller und Berghold für einfache Fingerbewegungen und beobachten darüber hinaus eine Phasensynchronisation der 10 Hz Schwingungen der EEG-Signale über den frontalen und motorischen Arealen. In Ableitungen der neuronalen Feldpotentiale direkt von der Oberfläche des menschlichen Motorkortex (Elektrocorticogramm, ECoG) bestätigen Marsden et al. (2000) die spektralen Veränderungen, die in diesem Abschnitt genannten Frequenzbereiche bei Bewegungen der oberen Gliedmaßen.

4.2 Brain-Computer-Interfaces und EEG-Signalverarbeitung

Die Aufzeichnung von hirnelektrischen Signalen an bis zu 256 EEG-Elektroden ist aufgrund der Entwicklung von modernen Speichermedien und entsprechenden Verstärkern keine große technische Herausforderung mehr (Bra, 2010). Die Analyse und Mustererkennung in dieser Vielzahl untereinander korrelierter Messwerte ist hingegen nicht unproblematisch und steht im Fokus aktuellster Forschung im Bereich der Brain-Computer-Interfaces und computergestützten Neurowissenschaften (*computational neuroscience*). Um topographische Muster in den Eigenschaften des EEG zwischen verschiedenen, gezielt induzierten neuronalen Prozessen vergleichen und analysieren zu können, werden eine Reihe von mathematischen Transformationen verwendet. Speziell für die Daten des EEG wurden dazu in den letzten Jahren Verfahren des Maschinellen Lernens zur Merkmalsextraktion, -identifikation und Klassifikation entwickelt und erfolgreich auf diesen Daten angewendet.

In den vorangegangenen Kapiteln wurde gezeigt, dass sich das EEG-Signal hauptsächlich aus der Summe pulsierender Potentialfelder verschiedener neuronaler Strukturen zusammensetzt. Die in Tabelle 4.2 zusammengefassten Eigenschaften verwandter bioelektrischer Signale des Menschen zeigen jedoch, dass sich diese Signale in ihren Frequenz- und Amplitudencharakteristika substantiell mit denen des EEG überschneiden. Diese Überschneidungen werden besonders bei Muskel- und Augenbewegungen (EMG und EOG) deutlich. Einfache Frequenzfilter können aufgrund der Ähnlichkeit der Spektren dieser Signale nur bedingt eingesetzt werden, um diese getrennt voneinander analysieren zu können. So wird deutlich, dass neben verschiedenen zeitlichen und räumlichen Filtern auch Verfahren zur Signaldekomposition notwendig sind, um Muster in diesen Signalen eindeutig identifizieren und verifizieren zu können. In den nachfolgenden Kapiteln wird dazu in die Ansätze des BCI eingeführt und eine Übersicht über die in dieser Arbeit verwendeten Filter- und Signalverarbeitungsmethoden gegeben.

4.2.1 Definition eines Brain-Computer-Interfaces

Unter einem BCI wird im Rahmen der vorliegenden Arbeit eine unidirektionale Schnittstelle zur Informationsübertragung zwischen dem Menschen und einem technischen System – z.B. dem Fahrzeug – verstanden. Diese Definition orientiert sich an einer der ersten Überlegungen von Vidal (1973). Die Idee, die einem BCI zugrunde liegt, beschreibt er durch die Frage: „*Can .. observable electrical brain signals be put to work as carriers of information in man-computer communication or for the purpose of controlling such external apparatus as prosthetic devices or spaceships?*“ (Vidal, 1973). Er umreißt dabei gleichzeitig die Herausforderungen und Potentiale einer solchen Schnittstelle. So gilt es einerseits valide Muster in den EEG-Signalen eindeutig zu erkennen, die tatsächlich einer Steuerabsicht des Nutzers entsprechen und andererseits sollen diese Muster durch kognitive Prozesse erzeugt worden sein, die nicht vollkommen zusammenhangsfrei vom Anwendungskontext sind. So erscheint die Detektion des EEG-Musters einer Emotion als ungeeignet, um die Flugbahn eines Raumschiffes nach Vidals Vision zu steuern. Aufgrund der großen technischen und algorithmischen Herausforderungen dauerte es mehr als ein viertel Jahrhundert, bis erste BCI-Systeme zur Steuerung einfachster binärer Auswahlssysteme in Ansätzen verwirklicht werden konnten.

Mit eines der ersten Steuerungssysteme stellen Birbaumer et al. (1999) für einfache Anwendungen im medizinischen Kontext vor. In diesem Ansatz lernen Patienten spezifische temporale Muster in ihren EEG-Daten zu erzeugen, die letztendlich durch einen Computer erkannt werden können. Nach einer gewissen Trainingszeit sind die Patienten so in der Lage, rein durch die willentliche Modulation ihrer Hirnaktivität binäre Eingaben auszuführen. Die Erkennungsleistung dieses Ansatzes liegt bei bis zu 86,2% für trainierte Patienten und einer Informationsübertragungsrates von 0,25 bit/s. Annähernd zeitgleich wurden auch von Wolpaw et al. (2000) sowie Peters et al. (2001) ähnliche Ansätze für ein BCI entwickelt. Im Gegensatz zum 'Birbaumer-BCI' extrahieren diese Ansätze jedoch spektrale Veränderungen, die durch die Vorstellung von Bewegungen der eigenen Gliedmaßen erzeugt werden. Da die motorischen Areale auch bei Bewegungsvorstellung aktiv werden (Pfurtscheller und Neuper, 1997), nutzen Wolpaw et al. und Peters et al. so die kontralaterale Aktivität neuronaler Strukturen bei einhändigen Bewegungsvorstellungen aus. Bewegungsvorstellungen der rechten Hand erzeugen spektrale Veränderungen der Signale über dem linken Motorkortex und vice versa. Um einen Steuerbefehl auszulösen, werden die Veränderungen der spektralen Leistung des α - und β -Bandes detektiert. Für trainierte Probanden können Wolpaw et al. diese spektralen Veränderungen über den motorischen Arealen in 90% aller Bewegungsvorstellungen detektieren und in einen Steuerbefehl oder eine Cursorbewegung umsetzen. Die Ergebnisse von Peters et al. (2001) bestätigen die von Wolpaw et al. (2000) und zeigen darüber hinaus, dass neben Bewegungsvorstellungen der rechten und linken Hand auch Vorstellungen der Bewegung von Zunge und Fuß geeignet sind, um räumlich getrennte spektrale Veränderungen in den EEG-Signalen erzeugen zu können. Diese bisher vorgestellten Ansätze basieren allerdings auf einem langen Training der Anwender. In diesen Trainingsitzungen lernen die Probanden gezielt unterscheidbare Muster in ihren EEG-Daten zu erzeugen, damit diese durch das System erkannt und entsprechend umgesetzt werden können.

Einen anderen Ansatz verfolgt das Berlin-Brain-Computer-Interface (BBCI) mit dem Motto: „*let the machines learn*“ (Müller et al., 2007). Dieser Ansatz verlagert das eigentliche Lernen der Muster in den EEG-Signalen auf den Computer und nutzt dafür Techniken des Maschinellen Lernens (Blankertz et al., 2002a,b; Müller et al., 2003, 2004; Müller und Blankertz, 2006; Blankertz et al., 2006a; Müller et al., 2007; Blankertz et al., 2007, 2008, 2010). Zum Lernen jener Muster im EEG, die zu einem kognitiven Prozess korrelieren, wird für fast alle Paradigmen des BBCI das sogenannte *supervised-learning* verwendet. Dazu werden in einer Lernphase Merkmale aus den EEG-Daten extrahiert und entsprechend der Kategorie (z.B. rechte und linke Bewegungsvorstellung) gekennzeichnet bzw. *gelabelt* (Duda et al., 2000, S. 16). Verfahren des Maschinellen Lernens sind so in der Lage Klassifikatoren zu konstruieren, die den Unterschied in diesen Merkmalen zwischen den verschiedenen Kategorien herausarbeiten. Abbildung 4.8 zeigt dazu schematisch das Vorgehen in der Lernphase eines BCI. Der Nutzer wird in dieser Phase gezielt dazu aufgefordert, wiederholt jene kognitiven Prozesse auszuführen, die später anhand ihrer Muster im EEG in einer Anwendungsphase unterschieden werden sollen.

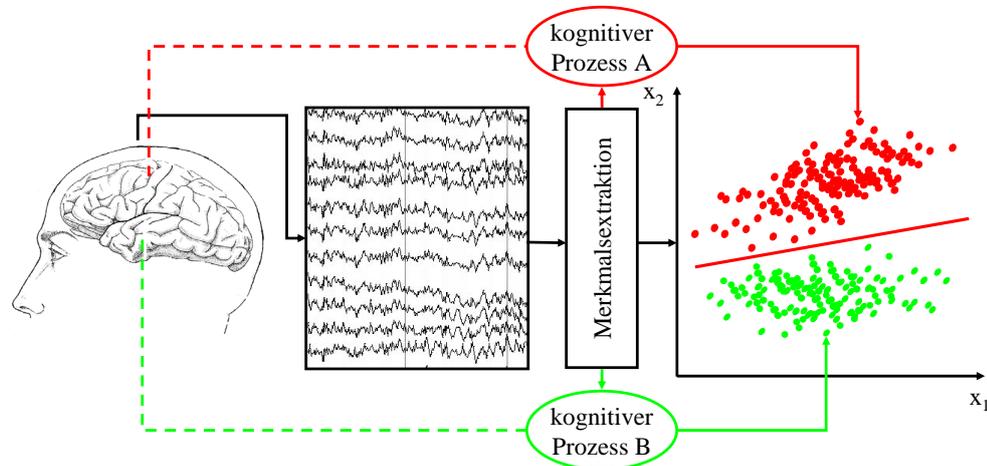


Abbildung 4.8: Die Abbildung zeigt schematisch die Klassifikatorbildung während der Trainingsphase in einem Brain-Computer-Interface - modifiziert nach Müller und Blankertz (2006).

Dies können sowohl Bewegungsvorstellungen für Steuerungen (Pfurtscheller et al., 2003), die Wahrnehmung und Verarbeitung von Fehlern in der Steuerung (Blankertz et al., 2002b; Ferrez und Millàn, 2007; Zander et al., 2008a), Emotionen (Blankertz et al., 2009; Makeig und Onton, 2010) aber auch versteckte Nutzerzustände, wie beispielsweise das *Bluffen* (Zander et al., 2009) sein. Die Arbeiten von Dornhege (2006) und Krauledat (2008) zeigen zusammenfassend, dass solche Muster im EEG, auf denen ein solches System in der Lernphase trainiert worden ist, auch im kontinuierlichen EEG erkannt werden können. Abbildung 4.9 zeigt dazu schematisch die Anwendung des trainierten Klassifikators auf das kontinuierliche EEG. Dabei bestimmt die Länge des EEG-Musters die minimale Latenz des Klassifikationssystems und die Verarbeitungsgeschwindigkeit

des angeschlossenen Computersystems bzw. dessen Schnittstellen die maximale Überlappung der auswertbaren Zeitbereiche.

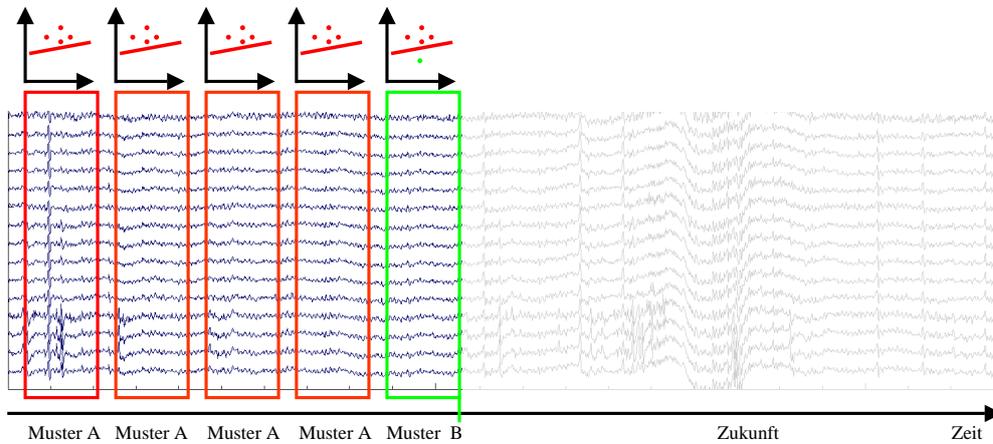


Abbildung 4.9: Die Abbildung zeigt schematisch die Anwendung eines BCI nach der Trainingsphase auf EEG-Daten.

Abweichend vom ursprünglichen Ansatz zur aktiven Steuerung von technischen Systemen durch Patienten entwickelt sich das BCI inzwischen zu einem neuen Interaktions- und Kommunikationsmedium für gesunde Menschen (Allison et al., 2007; Nijholt, 2008; Zander et al., 2008a,b). Eine Entwicklung, die auch von Cutrell und Tan (2008), Müller et al. (2008) sowie Pfurtscheller et al. (2010) beschrieben wird. Dabei steht die aktive Steuerung von verschiedensten multimedialen Anwendungen aber auch eine passive Unterstützung der Mensch-Maschine-Interaktion im Fokus der Forschung. Im Folgenden wird detaillierter auf die in dieser Arbeit verwendeten Methoden der Signalverarbeitung, Merkmalsextraktion und Klassifikation von Mustern in den Daten des EEG eingegangen.

4.2.2 Filter und Merkmalsextraktion

Im Rahmen dieser Arbeit wird unter einem Filter ein System verstanden, welches ein diskretes Signal \vec{x}_t verarbeitet und in ein gefiltertes, verändertes Signal \vec{y}_t überführt. In diesem Zusammenhang wird auch eine Merkmalsextraktion als Filter verstanden.

$$\vec{x}_t \rightarrow \text{Filter} \rightarrow \vec{y}_t \quad (4.6)$$

Merkmalsextraktion

Das Fundament eines BCI ist ein auf entsprechend validen Merkmalen trainierter Klassifikator zur Mustererkennung (vgl. Abb. 4.8 und Abb. 4.9). Dementsprechend kommt der Auswahl und Extraktion von entsprechenden Merkmalen aus den EEG-Signalen eine besondere Bedeutung zu, da diese als prototypische Muster der zu detektierenden kognitiven Prozesse in der Trainingsphase genutzt werden.

Um als Merkmal den zeitlichen Verlauf von EEG-Daten (z.B. langsame Negativierung) extrahieren (herausfiltern) zu können, wird zur Erzeugung eines beschreibenden Merkmalsvektors c durch Blankertz et al. (2002a) ein Verfahren der Unterabtastung (*subsampling*) des Signals vorgeschlagen. Unter der Bezeichnung *Pattern Matching* wird dieser Ansatz von Blankertz et al. (2002b, 2003, 2006b, 2010), Krauledat et al. (2004a,b) sowie Zander et al. (2007, 2008b,c, 2009) erfolgreich zur Erkennung von ereigniskorrelierten temporalen Mustern in den Daten des EEG verwendet. Dieser Ansatz unterteilt dazu alle verfügbaren EEG-Signale in beliebig viele charakteristische Zeitintervalle. Als Merkmal wird der jeweilige Mittelwert der entsprechenden Amplituden in diesen Zeitfenstern über alle Elektroden i extrahiert (vgl. Abb. 4.10). Auf diese Art und Weise kann beispielsweise für den zeitlichen Verlauf eines gemittelten EKP in jedem einzelnen Durchgang genau die beitragende Charakteristik (z.B. eine Negativierung) über alle EEG-Signale hinweg als Merkmal erfasst werden. So beschreibt jeder Merkmalsvektor \vec{x}_i die temporale Charakteristik des EKP für jeden einzelnen Durchgang. Zur Extraktion der zeitlichen Merkmale des motorischen Bereitschaftspotentials (partielle Signalnegativierung) verwenden Krauledat et al. (2004a) vier sich nicht überlappende äquidistante Zeitfenster 200 ms vor einem Tastendruck. Zur Extraktion der Charakteristik eines Hirnpotentials der Fehlerwahrnehmung (partielle Negativierung und anschließende Positivierung) verwenden Blankertz et al. (2002b) bis zu fünf Zeitfenster, um die Charakteristik des EEG-Signalverlaufs erfassen zu können. Die Wahl der Anzahl als auch Breite dieser Zeitfenster orientiert sich an der Charakteristik des zu extrahierenden temporalen Musters im Signalverlauf des EEG. Entsprechend der Anzahl der Zeitfenster n und der Anzahl der betrachteten EEG-Kanäle, ergibt sich so jeder Merkmalsvektor als n -Tupel für jeden der EEG-Kanäle. Für vier Zeitfenster, wie Krauledat et al. (2004a) sie verwendet, ergeben sich bei einem 64-Kanal-EEG (4 Merkmale \times 64 Elektroden) 256 dimensionale Merkmalsvektoren, welche die temporale Charakteristik des Hirnpotentials über alle Elektrodenpositionen hinweg für jeden einzelnen Durchgang beschreiben. Alle Merkmalsvektoren einer Bedingung (z.B. Vorbereitung einer rechten Handbewegung) spannen so eine entsprechende Verteilung in diesem Merkmalsraum auf.

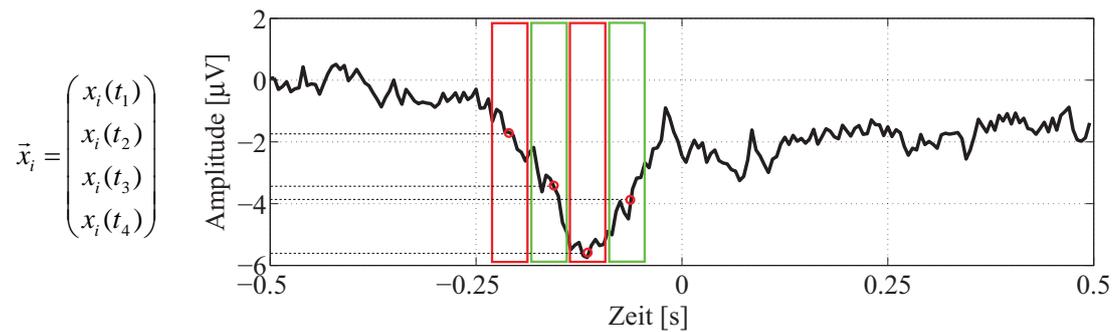


Abbildung 4.10: Die Abbildung zeigt den Ansatz *Pattern Matching* zur Extraktion von temporalen Mustern in EEG-Daten und einen entsprechenden Merkmalsvektor \vec{x}_i für das Signal an Elektrode i .

Räumliche Filter

Das EEG erlaubt zwar eine Abbildung der hirnelektrischen Aktivität mit einer sehr hohen zeitlichen Auflösung, bietet jedoch eine schlechte räumliche Differenzierung. Durch die Natur der Entstehung elektrischer Feldpotentiale im Gehirn und den verschiedenen elektrischen Eigenschaften des menschlichen Kopfes breiten sich diese Felder unterschiedlich auf der Schädeloberfläche aus. Dies führt zu einer räumlichen Verzerrung bzw. Verschmierung der EEG-Signale. Darüber hinaus trägt der Abstand der Elektrodenpositionen zueinander und die Wahl der Referenzelektrode (vgl. Abb. 4.4) zur Unschärfe der Zuordnung von speziellen Signalquellen zu den Elektrodenpositionen bei (Nunez et al., 1994). In einer Simulation mit 64 Elektroden zeigen Nunez et al., dass einzelne und verteilte Quellen in einem Radius zwischen 1-3 cm um die Elektrode je nach Elektrodendichte zur Signalentstehung beitragen können. Da jedes der Signale an den Elektroden auch mit Rauschanteilen belastet ist, zeigen die Autoren, dass räumliche Filter das *Signal-zu-Rausch-Verhältnis* verbessern, da redundante Informationen aus der Elektrodenumgebung abgezogen werden.

Der einfachste räumliche Filter ist eine bipolare Ableitung. Dazu wird das Signal einer Elektrode von einer anderen abgezogen. So werden beispielsweise durch das Signal der Referenzelektrode in der EEG-Ableitung die gemeinsamen hirnfremden elektrodermalen Signalanteile herausgefiltert und es wird nur die Differenz zwischen den Signalen erfasst. Dieser Ansatz zur räumlichen Filterung wird neben der Referenzierung im EEG hauptsächlich bei der Ableitung der Muskelspannung durch ein Elektromyogramm (EMG), der Erfassung von Augenbewegung im Elektroofokulogramm (EOG) aber auch zur Analyse von Unterschieden direkt in der neuronalen Aktivität verschiedener Hirnhälften durch das LRP im EEG verwendet (vgl. Kap. 4.1.2). Für hochdimensionale EEG-Daten sollten intelligente Klassifikationsansätze in der Lage sein, solche Formen der räumlichen Filterung automatisch zu wählen, wenn dadurch eine Differenzierung zwischen zwei Bedingungen erreicht werden kann. Die in der Lernphase eines BCI verwendeten Ansätze des Maschinellen Lernens stellen dazu die entsprechenden Verfahren und Algorithmen zur Klassifikation der EEG-Daten bereit.

4.2.3 Klassifikation

Wie bereits in den vorangegangenen Abschnitten beschrieben wurde, bildet ein auf speziellen EEG-Mustern trainierter Klassifikator das Fundament eines BCI, damit diese bzw. ähnliche Muster in einer Anwendungsphase entsprechend wiedererkannt werden können. Duda et al. (2000) führen in die Grundlagen zur Klassifikation ein und beschreiben einen Prozess bestehend aus Vorverarbeitung, Merkmalsextraktion und der eigentlichen Mustererkennung (Klassifikation). Verfahren zur Vorverarbeitung und Merkmalsextraktion von EEG-Daten wurden bereits in den vorherigen Kapiteln entsprechend beschrieben. Im Folgenden werden geeignete Ansätze zur Klassifikation von Mustern in diesen Daten erarbeitet. Berücksichtigt werden dabei die statistischen Eigenschaften der EEG-Signale und deren Einfluss auf die Auswahl eines geeigneten Klassifikationsansatzes.

Nicht-Stationarität von EEG-Signalen

Eine der grundlegenden Voraussetzungen zur Analyse und Interpretation von bioelektrischen Signalen ist deren Stationarität. Ist ein Signal stationär, dann gelten dessen Erwartungswert und die Varianz des Signals nicht nur für einzelne Zeitpunkte, sondern für die gesamte Zeitreihe. In unterschiedlichen Untersuchungen und Kontexten wurde die Stationarität der Eigenschaften von EEG-Signalen untersucht (Kawabata, 1973; Cohen und Sances, 1977; Barlow, 1985). So geht Kawabata von einer Stationarität des EEG-Signals in einem Zeitbereich von 25 s aus, während die Analysen von Cohen und Sances zeigen, dass sich die Mittelwerte der EEG-Signale bereits nach einem Zeitraum von 12 s ändern. Shenoy et al. (2006) sowie Krauledat (2008) untersuchen unter anderem den Einfluss dieser Nicht-Stationaritäten auf die Erkennbarkeit von motorischen Hirnpotentialen mit einem Brain-Computer-Interface. Sie zeigen dabei eines der größten Probleme bei der Klassifikation von temporalen und räumlichen Mustern in EEG-Daten mit einem BCI auf, bieten allerdings gleichzeitig eine Lösung an. Ihre Analysen zeigen, dass sich die Verteilungen der aus dem EEG extrahierten Merkmale abhängig vom mentalen Zustand des Probanden verändern (vgl. Abb. 4.11). Um dennoch eine Erkennbarkeit mit einem BCI gewährleisten zu können, schlagen Shenoy et al. (2006) zwei verschiedene Adaptionsverfahren für einen einfachen linearen Klassifikator vor:

- REBIAS: verschiebt die Entscheidungsebene parallel zu sich selbst,
- RETRAIN: führt eine Rotation der Entscheidungsebene durch.

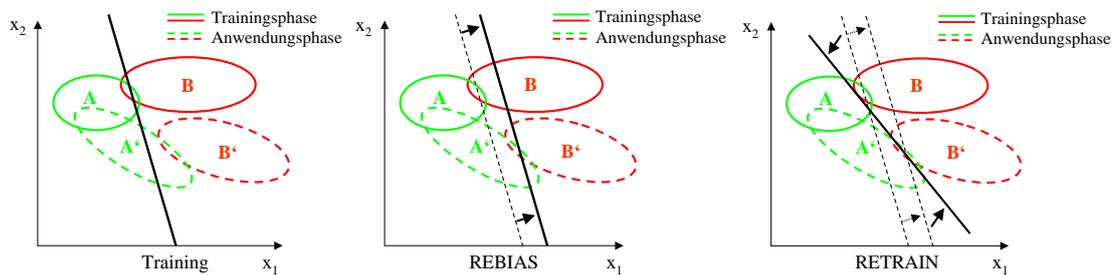


Abbildung 4.11: Die Abbildung zeigt schematisch eine Veränderung der Merkmalsverteilungen nach der Trainingsphase des Klassifikators sowie die Ansätze 'REBIAS' & 'RETRAIN' - modifiziert nach Shenoy et al. (2006).

Die Ergebnisse von Shenoy et al. und Krauledat zeigen, dass eine einfache Verschiebung der Entscheidungsebene eine Kompensation der nicht stationären Eigenschaften des EEG bewirken kann, während hingegen eine Anpassung des Winkels (Neutraining) nur zu einer vergleichsweise kleinen Verbesserung der Klassifikationsleistung führt. Komplexere Klassifikationsverfahren, wie z.B. nicht lineare *Support Vector Machines (SVM)* erscheinen vor dem Hintergrund der Nicht-Stationarität der EEG-Signale als ungeeignet zur Klassifikation von Mustern in EEG-Daten mit einem Brain-Computer-Interface, da entsprechend notwendige Neuberechnungen des Klassifikators zu zeitaufwendig wären.

Darüber hinaus sind einfachere Ansätze deutlich robuster gegen eventuelle Störungen im EEG-Signal. Aus diesem Grund werden im weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit nur lineare Klassifikatoren eingesetzt. Diese Entscheidung wird durch die in Müller et al. (2003) geführte Diskussion zu Klassifikationsansätzen im Bereich der Brain-Computer-Interfaces bestätigt: „Overall it was agreed that simplicity is generally best and therefore, the use of linear methods is recommended wherever possible.“ (Müller et al., 2003).

Lineare Diskriminanzanalyse (LDA)

Zur Klassifikation von Mustern in EEG-Daten werden beschreibende Merkmale extrahiert und in einen Merkmalsraum projiziert. Um diese Projektionen voneinander trennen zu können, werden verschiedenste Klassifikatoren in der BCI-Forschung verwendet (Müller et al., 2003; Hinterberger et al., 2003; Krusienski et al., 2006).

Einer der meist verwendeten Klassifikationsansätze in diesem Kontext ist die Lineare Diskriminanzanalyse (LDA). Kern dieses Ansatzes ist eine sogenannte Diskriminantenfunktion. Ist Wissen über das zu detektierende Muster im EEG vorhanden, muss es nur quantifiziert und in eine solche Funktion überführt werden (Duda et al., 2000, S. 39). Eine solche Diskriminantenfunktion $y(\vec{x})$ kann als lineare Funktion des Vektors \vec{x} beschrieben werden und ergibt sich zu:

$$y(\vec{x}) = \vec{\omega}^T \vec{x} + \omega_0. \quad (4.7)$$

Eine Zuordnung zu zwei unterschiedlichen Klassen erfolgt über die Auswertung dieser Funktion auf die Elemente \vec{x} des Merkmalsraumes. Eine mögliche Unterscheidung in zwei Klassen gestaltet sich dann in der Form:

$$y(\vec{x}) = \vec{\omega}^T \vec{x} + \omega_0 \geq 0 \rightarrow \text{Klasse}_A$$

$$y(\vec{x}) = \vec{\omega}^T \vec{x} + \omega_0 < 0 \rightarrow \text{Klasse}_B.$$

Somit wird deutlich, dass die Differenzierung verschiedener Merkmale in einem mehrdimensionalen Merkmalsraum durch die Lösung eines eindimensionalen Problems beschrieben werden kann. Dazu projiziert die Diskriminantenfunktion $y(\vec{x})$ alle Elemente des Merkmalsraumes in den eindimensionalen Raum y . Für einen zweidimensionalen Merkmalsraum ergibt sich die trennende Entscheidungsebene als Geradengleichung der Diskriminantenfunktion zu:

$$x_2 = -\frac{\omega_1}{\omega_2} x_1 - \frac{\omega_0}{\omega_2}.$$

Eine solche Umformung zur Geradengleichung verdeutlicht, dass die Elemente des Vektors $\vec{\omega}$ den Anstieg und ω_0 eine Verschiebung der Entscheidungsebene bestimmen. Aus dem Betrag dieser Koeffizienten in $\vec{\omega}$ können in diesem Zusammenhang wertvolle Informationen über die Bedeutung der einzelnen Dimensionen für die Klassifikation gewonnen werden. So kann aus den in Abb. 4.12 dargestellten Entscheidungsebenen die Bedeutung der einzelnen Dimensionen für die Klassifizierbarkeit abgeleitet werden.

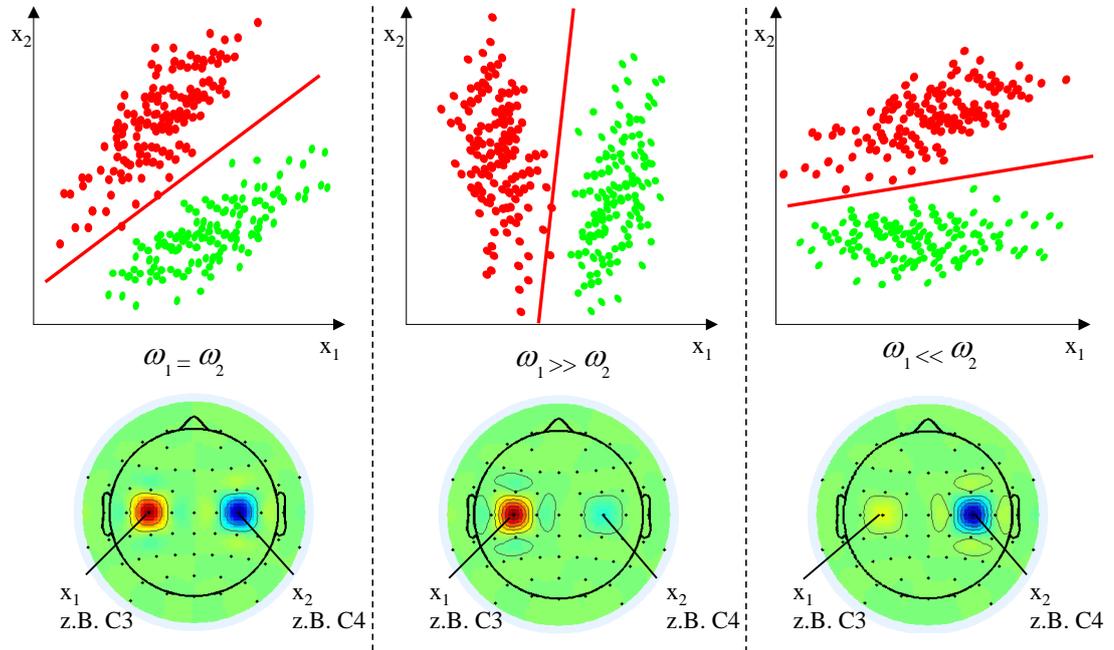


Abbildung 4.12: Die Abbildung zeigt beispielhaft die Interpretation der Koeffizienten einer linearen LDA. Jeweils unten werden die entsprechend interpolierten Koeffizienten über die Elektrodenpositionen abgetragen (Kopf von oben, Nase vorn). Als Merkmal abgetragen wurde beispielhaft jeweils die Spannung zum Zeitpunkt t an Elektrode C3 & C4 (x_1 & x_2). Links: Beide Dimensionen C3 & C4 sind für die Klassifikation gleich relevant. Die Dimensionen werden in der interpolierten Projektion ihrer Koeffizienten gleich stark (jedoch mit unterschiedlichen Vorzeichen) dargestellt. Mitte und rechts: Hier trägt hauptsächlich das Signal einer Elektrode $C_{3,4}$ jeweils diskriminative Informationen zur Trennung der beiden Verteilungen. Entsprechend wird in der interpolierten Projektion der Koeffizienten nur eine der beiden betrachteten Dimensionen farblich dargestellt.

Durch die Koeffizienten der Entscheidungsfläche in $\vec{\omega}$ erfolgt eine automatische Gewichtung jener Dimensionen, an denen der Unterschied zwischen beiden Merkmalsverteilungen am größten ist. Abbildung 4.12 zeigt dazu schematisch verschiedene Merkmalsverteilungen und entsprechende Entscheidungsebenen. Dieses Beispiel beschreibt zwei Merkmalsverteilungen, die durch die Signale an den EEG-Elektroden C3 und C4 erzeugt wurden. Bildet man die Koeffizienten $\vec{\omega}$ als interpolierte Projektion über den Elektrodenpositionen ab, entsteht eine topografische Karte der klassifikationsrelevanten Areale (vgl. Abb. 4.12: unten). Aus dieser topografischen Abbildung kann dann auf die neurophysiologische Validität der Klassifikation geschlossen werden.

Zur Bestimmung der Parameter $\vec{\omega}$ und ω_0 einer solchen Diskriminantenfunktion (vgl. Gleichung 4.7) existieren unterschiedliche Verfahren. Diese können in fehlerkorrigierende und optimierende Ansätze unterteilt werden. Zur Gruppe der fehlerkorrigierenden Verfahren zählen unter anderem Neuronale Netze (*Backpropagation Learning*) und Gradientenabstiegsverfahren (*Newton Verfahren*). Zu den optimierenden Methoden zählen neben vielen anderen die *Bayes Klassifikatoren* und die *Fisher Diskriminante*.

Im Rahmen dieser Arbeit wird die von Blankertz et al. (2002a, 2006b) und Krauledat et al. (2004a,b) verwendete Form der LDA nach Friedman (1989) verwendet. Implementiert wurde dieser, der *Fisher Diskriminante* sehr ähnliche Ansatz, in *MATLAB* durch die Arbeit von Kothe (2009). Die LDA zählt mit zu den schnellsten Klassifikationsverfahren, kann jedoch nur angewendet werden, wenn die Anzahl an Versuchen im Verhältnis zur Dimensionalität des Merkmalsraumes groß ist. Dieser Umstand ergibt sich aus der Grundannahme der LDA, in der die entsprechenden Merkmalsverteilungen multivariat normal verteilt sind und eine ähnliche Kovarianzmatrix aufweisen (Friedman, 1989). In der Realität sind jedoch diese Verteilungen und deren Eigenschaften unbekannt und müssen aus den Daten in der Trainingsphase des BCI geschätzt werden. Je größer die Dimensionalität des Merkmalsraumes ist (z.B. 512 Dimension in Blankertz et al. (2006b)), umso mehr Versuche (Datenpunkte) werden benötigt, um die Verteilungen entsprechend richtig schätzen zu können. Kann die Verteilung nicht eindeutig aus den Daten bestimmt werden, so wird die Kovarianzmatrix singulär, da keine eindeutigen Lösungen für die paarweisen Kovarianzen der betrachteten EEG-Kanäle existieren.

Im Kontext des BCI gilt es, möglichst valide und reliable Verfahren zur Mustererkennung in EEG-Daten einzusetzen, damit diese dem Nutzer als adäquate Informationsschnittstelle zur Verfügung gestellt werden kann. Um eine hohe Erkennbarkeit dieser Muster gewährleisten zu können, müssen diese entsprechend eindeutig beschrieben sein, um diese gegen andere abgrenzen zu können. Somit steigert eine angestrebte hohe Klassifikationsleistung den Informationsbedarf an beschreibenden Merkmalen. Je umfangreicher die Charakteristik eines solchen Musters beschrieben werden, desto wahrscheinlicher ist eine Differenzierung in den verschiedenen Kombinationen dieser Merkmale zu einem anderen Muster. Deutlich wird dies am Beispiel eines Apfels. Nur allein durch die Farbe kann ein Apfel nur schwer von einem Tennisball unterschieden werden. Wird jedoch auch Form und Gewicht als beschreibendes Merkmal mit einbezogen, fällt eine Differenzierung deutlich leichter. Durch weitere Merkmale wie Geruch oder Geschmack könnte schließlich eine eindeutige Erkennung aller Äpfel und Tennisbälle erfolgen. In welchen Dimensionen sich zwei Klassen bestmöglich unterscheiden ist jedoch im Vorfeld nicht im-

mer bekannt. Durch Verfahren des Maschinellen Lernens könnte am Beispiel des Apfels ein Klassifikator gebildet werden, der auf der Form und dem Gewicht von Hunderten Äpfeln trainiert wird. Ist die Stichprobe an Äpfeln groß genug gewählt, kann eine verlässliche Unterscheidung von Äpfeln und Tennisbällen gewährleistet werden. Wird jedoch nur auf einem prototypischen Apfel das Muster in den extrahierten Merkmalen (Form und Gewicht) trainiert und ist dieser eine Apfel womöglich genauso schwer und ähnlich groß wie ein Tennisball kann kein entsprechender Klassifikator sinnvoll trainiert werden. Besonders in der Trainingsphase eines BCI ist diese Problematik allgegenwärtig, da die Verfahren des Maschinellen Lernens aus meist kleinen Trainingsstichproben Muster in einem hochdimensionalen Merkmalsraum lernen sollen. Um diesem Singularitätsproblem, welches auch als 'Fluch der Dimensionalität' (Duda et al., 2000, S. 44) bezeichnet wird überwinden zu können, wurden verschiedene Verfahren zur Regularisierung der Kovarianzschätzung entwickelt, die auch im Kontext des BCI zum Training der LDA eingesetzt werden (Lemm et al., 2011; Blankertz et al., 2002a, 2006b, 2010; Shenoy et al., 2006; Dornhege, 2006; Krauledat, 2008; Kothe, 2009).

Im Folgenden werden die in dieser Arbeit verwendeten Ansätze zur Modifikation der Kovarianzschätzung in der verwendeten LDA zur Lösung dieser Probleme vorgestellt. Um die Diskriminanzfunktion bestimmen zu können, werden die Kovarianzmatrizen der Merkmalsverteilungen getrennt voneinander geschätzt und anschließend zu einer gemittelten Kovarianzmatrix für beide Merkmale zusammengefasst. Somit weisen die geschätzten Merkmalsverteilungen eine multivariate Normalverteilung auf und teilen sich die gleiche Kovarianzstruktur für verschiedene Mittelwerte.

Kann aus den Daten einer Klasse keine Merkmalsverteilung geschätzt werden, wird zur Lösung des Singularitätsproblems die Schätzung dieser Kovarianzmatrix Cov entsprechend der Form:

$$Cov = (1 - \lambda) \cdot Cov + \lambda \cdot diag(Cov), \quad 0 < \lambda < 1 \quad (\mathbf{RLDA}) \quad (4.8)$$

angepasst. Dabei beschreibt λ den Regularisierungsparameter und $diag(Cov)$ die Diagonalmatrix der ursprünglichen Kovarianzschätzung. Durch Verwendung dieser leicht verzerrten Schätzung kann nicht nur das Singularitätsproblem umgangen werden, sondern auch die Schätzung selbst, z.B. im Fall fehlender Daten entlang einer Dimension, stabilisiert werden, da fehlende Kovarianzen durch kleinere Werte der Diagonalmatrix ersetzt werden (Friedman, 1989). Als Regularisierungsparameter werden in dieser Arbeit für die beschriebene RLDA acht Werte zwischen 0,0001 und 0,6 verwendet. Für jeden dieser Parameter wird auf der geschätzten Kovarianzmatrix ein Klassifikator trainiert und der Parameter mit der besten kreuzvalidierten Klassifikationsleistung ausgewählt. Eine zweite Strategie zum Umgang mit dem Singularitätsproblem in der Kovarianzschätzung, kann in der Form:

$$Cov = (1 - \lambda) \cdot Cov + \lambda \cdot I \cdot \frac{[Spur(Cov)]}{d}, \quad 0 < \lambda < 1 \quad (\mathbf{SLDA}) \quad (4.9)$$

beschrieben werden. Dazu wird zur ersten Schätzung der Kovarianzmatrix die durchschnittlichen Kovarianz aller Dimensionen d durch Multiplikation mit der Einheitsmatrix I addiert. Die *Spur* beschreibt dabei die Summe der Diagonalelemente und d die Anzahl an Dimensionen. Durch den Regularisierungsparameter λ erfolgt hier eine schrittweise Verzerrung durch die mittlere Varianz aller Dimensionen des Merkmalsraumes. Die beiden vorgestellten Verfahren sind einander sehr ähnlich und werden in der Literatur auch als Verfahren zum Schrumpfen (*shrinkage*) bezeichnet (Duda et al., 2000, S. 32), da durch den Regularisierungsparameter eine entsprechende Informationsreduktion der Verteilung auf den Informationsgehalt der Diagonalmatrix oder deren Mittelwert vorgenommen wird.

Unabhängig vom Umgang mit den Problemen der Kovarianzschätzung liefert die LDA neben einer klaren Klassenzugehörigkeit nach Vorzeichen, der auf einem Merkmalsvektor \vec{x} ausgewerteten Diskriminanzfunktion $y(\vec{x})$, auch den graduellen Abstand des Merkmalsvektors zur Entscheidungsebene. Je größer oder kleiner dieser Wert ist, desto größer ist der Abstand zur Entscheidungsebene bzw. eindeutiger ist die Klassifikation.

Kreuzvalidierung der Klassifikationsleistung

Um die tatsächliche Klassifizierbarkeit von Mustern in den EEG-Daten auf einem Datensatz bestehend aus mehreren Trials abschätzen zu können, wird der Ansatz der Kreuzvalidierung in dieser Arbeit verwendet. Mit diesem Ansatz kann eine Überanpassung (*overfitting*) des Klassifikators auf die Daten weitestgehend ausgeschlossen werden (Duda et al., 2000, S. 33). Das Problem des *overfitting* entsteht, wenn ein Klassifikator durch zu viele irrelevante Informationen trainiert wird. Durch ein mögliches Training auf zufälligen Mustern in den EEG-Daten einer Trainingsstichprobe könnte der Klassifikationsfehler künstlich gesenkt werden. Die Aussage der Güte einer Erkennungsleistung wäre nicht generalisierbar. Die Kreuzvalidierung der Erkennungsleistung eines Klassifikationsansatzes folgt dabei der Form $X \times Y$. X gibt dabei an, in wie viele äquidistante Abschnitte die zu klassifizierenden Daten zufällig unterteilt werden sollen. Jeder dieser Abschnitte dient dabei einmal als Testdatensatz für den Klassifikator, der auf $X - 1$ Teilen des Datensatzes trainiert wurde. Dies wird insgesamt X -mal ausgeführt. Y hingegen beschreibt, wie oft dieser Vorgang insgesamt wiederholt werden soll. Also wie oft zufällig X äquidistante Teile im Datensatz erzeugt und klassifiziert werden sollen. So ergeben sich für eine 10×5 -fache Kreuzvalidierung 50 Klassifikationen für einen Datensatz. Aus dem Mittel der entsprechenden Klassifikationsfehler kann so auf die Generalisierbarkeit der Erkennungsleistung eines Klassifikators geschlossen werden. Ein Sonderfall der Kreuzvalidierung ist die sogenannte *leave-one-out*-Kreuzvalidierung. In diesem Ansatz wird X gleich der Anzahl aller verfügbaren Trials n gesetzt. So wird auf $n - 1$ Trails der Klassifikator trainiert und auf einem Trial getestet. Dies wird dann für jeden Trail entsprechend wiederholt. Sofern nicht anders angegeben bezieht sich die Angabe des Klassifikationsfehlers in dieser Arbeit immer auf den Mittelwert der 5-fach ausgeführten *leave-one-out*-Kreuzvalidierung. Besteht die Möglichkeit einen universalen Klassifikator für alle potentiellen Anwender eines BCI zu trainieren, kann der Ansatz der *leave-one-*

out-Kreuzvalidierung auch auf die Probandenebene übertragen werden. Dazu wird die Entscheidungsfunktion des Klassifikationsansatzes auf den extrahierten Merkmalen für $n-1$ Probanden trainiert und auf den Daten des ausgeschlossenen Probanden angewendet. Dies wird für die Anzahl der Probanden entsprechend wiederholt. Aus dem Mittel und der Verteilung der entsprechenden Klassifikationsfehler kann dann auf eine Generalisierbarkeit der Performanz des universalen Klassifikators geschlossen werden.

Durch das beschriebene Testverfahren kann eine Generalisierbarkeit der Erkennungsleistung eines Klassifikationsansatzes für die aus dem EEG extrahierten Merkmale abgeleitet werden. Vollkommen unbetrachtet bleibt allerdings die Validität der extrahierten Merkmale. Dies wird insbesondere bei kleineren Trainingsstichproben bedeutsam. Kann neben der Validität der Erkennungsleistung auch die neuronale Herkunft dieser Muster aufgezeigt werden, liefert diese funktionale Validität einen entscheidenden Beitrag zur Beurteilung der praktischen Verallgemeinerungsfähigkeit der Klassifikation mit einem BCI. Dazu wird in den nachfolgenden Abschnitten in die *Independent Component Analysis (ICA)* und Verfahren der Rekonstruktion neuronaler Quellen eingegangen. Mit diesen Verfahren ist es möglich, das EEG um die Vorteile einer funktionalen Zuordnung von Signalcharakteristika zu neuronal verantwortlichen Strukturen zu ergänzen.

4.2.4 Independent Component Analysis (ICA)

Die Analyse statistisch unabhängiger Komponenten einer Verteilung von Zufallsvariablen wird im Weiteren als *Independent Component Analysis (ICA)* bezeichnet. Ziel dieses neueren statistischen Verfahrens ist es, Linearkombinationen (Komponenten) in den Daten derart zu bilden, dass die gegenseitige Information (*mutual information*) möglichst gering bzw. der statistische Zusammenhang dieser neu kombinierten Zufallsgrößen möglichst minimiert wird (Jutten und Herault, 1991; Comon, 1994; Bell und Sejnowski, 1995; Hyvärinen und Oja, 2000). Diese Form der Transformation wird auch als Dekomposition bzw. Trennung unbekannter Quellen eines Signals (*Blind Source Separation*) verstanden (Sanei und Chambers, 2007, S. 87). Um dies zu ermöglichen, wurden verschiedene Verfahren entwickelt, die überblicksartig im Folgenden vorgestellt werden. Die Begriffe Komponente und Linearkombination werden dabei synonym verwendet.

Der Grundansatz jedes Verfahrens zur *Blind Source Separation* basiert auf einer Schätzung der Vermischung unbekannter Quellen aus der gemessenen bzw. beobachteten Aktivität. Im Bereich der akustischen Signale löst dieses Verfahren statistisch das sogenannte *Cocktailparty-Problem*. Überlagern sich viele Signalquellen z.B. sprechende Menschen auf einer Cocktailparty ist das menschliche Gehirn in der Lage, bestimmte Gäste bzw. deren Gespräche getrennt voneinander wahrzunehmen. Unter bestimmten Annahmen und Voraussetzungen über die Charakteristika dieser Schallquellen ist die ICA algorithmisch in der Lage die einzelnen Quellen ähnlich der kognitiven Filterprozesse des menschlichen Gehirns zu rekonstruieren. Die Übertragung dieses Ansatzes auf die Dekomposition von EEG-Signalen ermöglicht so eine ähnliche Identifikation unbekannter Quellen, die vermischt im EEG-Signal aufgezeichnet wurden (vgl. Abb. 4.13).

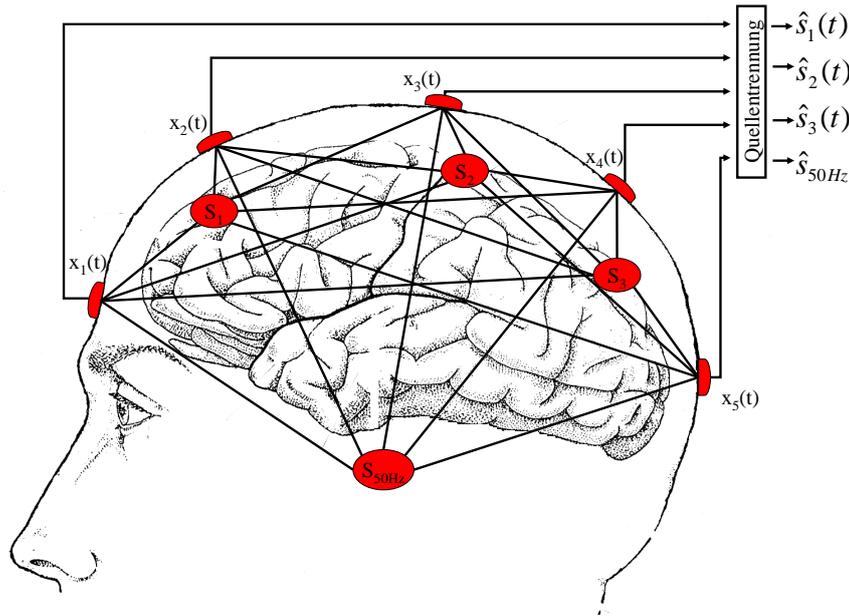


Abbildung 4.13: Die Abbildung zeigt schematisch das Konzept der Vermischung hirnelektrischer und artifizierlicher Potentialquellen innerhalb der EEG-Signale - modifiziert nach Sanei und Chambers (2007)[S. 87].

Zu den möglichen Quellen des EEG zählen neben der Aktivität verschiedener Hirnstrukturen auch technische und physiologische Artefakte (vgl. Kap. 4.1.1). Basierend auf dem *InfoMax* Algorithmus (Bell und Sejnowski, 1995) zeigen Makeig et al. (1996) erstmals das Potential dieses Verfahrens zur Dekomposition von EEG-Signalen. Zu einem der Hauptanwendungsfelder der ICA im Bereich der Neurowissenschaften entwickelte sich dabei die Trennung von hirnfremden und neuronalen Quellen der EEG-Signale, um diese getrennt voneinander untersuchen zu können (Jung et al., 1998; Lee et al., 1999; Hyvärinen und Oja, 2000; Vigario et al., 2000; Jung et al., 2001; Onton et al., 2006). Dabei wird die ICA oftmals zur Identifikation physiologischer Artefakte, wie z.B. Augenbewegung (EOG) verwendet (Vigario, 1997; Jung et al., 2000; Joyce et al., 2004).

Zur Differenzierung der elektrischen Aktivität verschiedener Quellen innerhalb des menschlichen Gehirns wird die ICA erfolgreich in verschiedensten Untersuchungen verwendet, um bekannte EEG-Korrelate kognitiver Prozesse validieren zu können (Makeig, 1993; Makeig et al., 2004b,a; Lemm, 2007; Makeig und Onton, 2009) aber auch um einen Einblick in die Funktion bestimmter Hirnareale zu erhalten. Aufgrund der zeitlichen Auflösung des EEG können so neuronale Prozesse untersucht werden, die durch bildgebende Verfahren, wie *fMRT* und *PET*, aufgrund ihrer zeitlichen Dynamik nicht erfasst werden können (Onton et al., 2006; Makeig et al., 2009; Plank et al., 2010).

Modelldefinition der ICA

Wie in vielen anderen linearen Transformationen wird auch bei der ICA angenommen, dass sich zum Zeitpunkt t das gemessene Signal $x(t)$ aus verschiedenen Signalen s_i und Rauschen $r(t)$ zusammensetzt. Weiter wird angenommen, dass die Vermischung durch eine Matrix \mathbf{A} der Mischungskoeffizienten a_i ausgedrückt werden kann (Jutten und Herault, 1991; Comon, 1994). Angenommen die Quellsignale $s_n(t)$ sind stationär und unabhängige Linearkombinationen von $x(t)$, kann das gemessene Signal durch folgende Gleichung modelliert werden:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \mathbf{a}_i s_i(t) + r(t) = \mathbf{A}\vec{s}(t) + r(t). \quad (4.10)$$

Der Einfachheit halber wird im Weiteren nur der rauschfreie Fall dieses Modells betrachtet. Somit folgt aus Gleichung 4.10 für das Signal $x(t)$:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \mathbf{a}_i s_i(t) = \mathbf{A}\vec{s}(t). \quad (4.11)$$

Kann die Mischmatrix \mathbf{A} aus den Daten geschätzt werden, ergibt sich als Inverse von \mathbf{A} auch die Entmischmatrix \mathbf{W} . Folglich gilt unter der Annahme:

$$\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{W} \quad (4.12)$$

für die geschätzte unabhängige Quelle:

$$\hat{s}(t) = \mathbf{W}\vec{x}(t). \quad (4.13)$$

Abbildung 4.13 zeigt schematisch dieses Modell für die Ableitung von EEG-Signalen. Die Vermischung der Quellen s_n wird dabei durch die Leitungs- und Ausbreitungseigenschaften elektrischer Potentialfelder innerhalb des menschlichen Gehirns bedingt (vgl. Kap. 4.1.1). An den entsprechenden Elektrodenpositionen wird folglich ein Signal $x_n(t)$ als gemischte Aktivität verschiedener elektrophysiologischer Potentialquellen gemessen.

Haupt- und unabhängige Komponenten

Zur Trennung von Signalquellen anhand von Beobachtungen existieren verschiedene Ansätze. Diese Dekompositionsverfahren versuchen ein gemischtes Signal in seine ursprünglichen Quellen bzw. Komponenten zu zerlegen. Eines der Standardverfahren zur Analyse von hochdimensionalen Daten ist dabei die Hauptkomponentenanalyse (*Principal Component Analysis, PCA* (Fukunaga, 1990)). Das grundlegende Ziel der PCA ist die Anzahl der zur Beschreibung einer Verteilung von Daten notwendigen Variablen auf ihre Hauptkomponenten (Principal Components, PC) zu reduzieren (Jackson, 1991). Dabei klärt dieses Verfahren die Varianz der Daten durch verschiedene Linearkombinationen auf, deren Anzahl sich direkt aus der Varianz der Verteilung ergibt. Die Reihenfolge dieser Linearkombinationen wird aus der jeweiligen Varianzaufklärung abgeleitet.

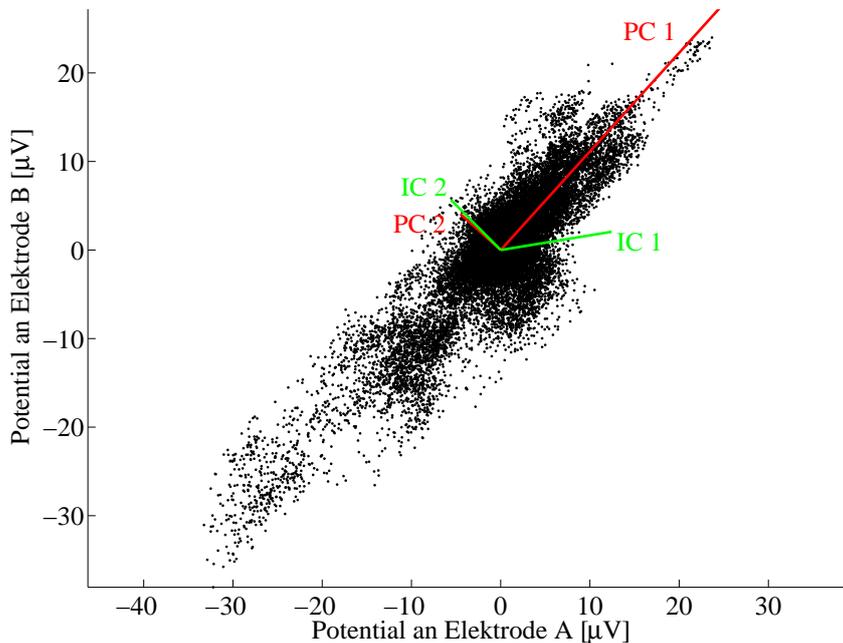


Abbildung 4.14: Die Abbildung zeigt die Komponentenrekonstruktion durch eine Hauptkomponentenanalyse (PC 1 und PC 2) und eine Analyse unabhängiger Komponenten (IC 1 und IC 2) von EEG-Amplituden im Signalverlauf an Elektrode A und B.

Die erste Linearkombination wird derart gewählt, dass diese die größtmögliche Varianz aufweist. Die folgenden Komponenten werden dann so bestimmt, dass diese orthogonal zu den bereits bestimmten Komponenten sind und ebenfalls die größtmögliche Variation aufweisen. Dieses Vorgehen führt zu einer Extraktion der entsprechenden Eigenwerte und -vektoren bzw. Hauptkomponenten einer Verteilung (vgl. Abb. 4.14).

Im Kontext der Analyse bioelektrischer Signale ermöglicht ein solches Verfahren die Rekonstruktion von dekorrelierten Quellen mit geringer und hoher Varianzaufklärung der Rohdaten. Die Hauptkomponentenanalyse nutzt dazu jedoch ausschließlich Statistik zweiter Ordnung (Kovarianzen bzw. Korrelationen) und unterstellt folglich eine Normal- bzw. Gaussverteilung der Daten und Komponenten. Nicht gaussverteilte Daten können somit nicht durch eine Hauptkomponentenanalyse sinnvoll analysiert werden.

Dass bioelektrische Signale nicht zwangsläufig einer Normalverteilung folgen, illustrieren die in Abb. 4.14 abgetragenen EEG-Amplituden an den Elektroden A und B. Wird aus diesen Daten eine Normalverteilung geschätzt, zeigt sich, dass die Hauptkomponenten (PC 1 und PC 2) zwar orthogonal und dekorreliert, jedoch nicht unabhängig voneinander sind. Führt man eine Hauptachsentransformation durch (Rotation von PC 1 und PC 2 auf die x- und y-Achse) wird deutlich, dass für große und kleine Werte auf der *PC1-x-Achse* die Werte auf der *PC2-y-Achse* sehr klein werden. Da sich diese

Komponenten untereinander bedingen, können sie folglich nicht unabhängig voneinander sein. So wird das Konzept der ICA in diesem Zusammenhang als Erweiterung der Hauptkomponentenanalyse verstanden. Im Vergleich zur PCA werden bei der ICA nicht zwangsläufig orthogonale Linearkombinationen erzeugt, vielmehr werden Eigenschaften der Verteilung höherer Statistik (z.B. Kurtosis) zur Bestimmung statistisch unabhängiger Linearkombinationen genutzt (Comon, 1994).

Bewertung der statistischen Unabhängigkeit

In den vorangegangenen Abschnitten wurde die ICA als Suche nach einer linearen Transformation, welche die statistische Abhängigkeit zwischen den Komponenten minimiert, eingeführt. Ein zentrales Problem dieses Ansatzes ist jedoch die genaue Definition der statistischen Unabhängigkeit. Das Auffinden einer neuen Basis, sodass die Signalkomponenten nach Projektion auf diese Basis paarweise statistisch unabhängig sind, erfordert eine entsprechende Bestimmung und Bewertung der Unabhängigkeit.

In der klassischen Statistik wird die Unabhängigkeit zweier Zufallsvariablen x und y über die Faktorierbarkeit ihrer Dichtefunktionen definiert (Fahrmeir et al., 2002, S. 347).

$$f(x, y) = f_x(x) \cdot f_y(y) \quad (4.14)$$

Diese Definition kann auch auf eine beliebige Anzahl von Zufallsvariablen erweitert werden, solange die gemeinsame Dichte dem Produkt der einzelnen Dichteverteilungen entspricht. Um die so definierte Unabhängigkeit bewerten zu können, werden in den Verfahren zur ICA sogenannte Ziel- oder Kontrastfunktionen J verwendet (Hyvärinen und Oja, 2000). Diese Funktionen können die Unabhängigkeit einzelner oder aller Linearkombinationen bewerten. In der Wahl dieser Kontrastfunktionen unterscheiden sich schlussendlich hauptsächlich die verschiedenen Ansätze zur Lösung des ICA-Modells (Bell und Sejnowski, 1995; Karhunen et al., 1995; Makeig et al., 1996; Oja, 1997; Hyvärinen, 1999; Cardoso, 1999). Durch die Wahl einer entsprechenden Kontrastfunktion kann dann mit Hilfe von numerischen Optimierungsverfahren die Entmischungsmatrix \mathbf{W} geschätzt werden. Die in Gleichung 4.14 aufgezeigte Möglichkeit der Bewertung von Unabhängigkeit folgt dem Gedanken des zentralen Grenzwertsatzes. Die Relevanz dieses Satzes liegt vor allem in der Aussage, dass die Summe einer hinreichend großen Anzahl von *unabhängigen Zufallsvariablen* in guter Näherung einer Normalverteilung folgt. So ist davon auszugehen, dass die Verteilung der Summe zweier unabhängiger Zufallsvariablen näher an einer Normalverteilung ist, als es die einzelnen Verteilungen sind (Hyvärinen und Oja, 2000). Aus der Umkehr dieses Satzes wird so ein Bezug zwischen Unabhängigkeit und Nichtnormalverteiltheit hergestellt. Angenommen, die in Abbildung 4.13 dargestellten Quellen s_i sind unabhängig, so sollten die gemessenen Signale x_i als Summe dieser eher einer Normalverteilung entsprechen, als es die Signale selbst sind. Unter dieser Voraussetzung kann somit die statistische Unabhängigkeit der neu gebildeten Linearkombinationen \hat{s}_i durch ihre Nichtnormalverteiltheit bewertet werden. Um die Nichtnormalverteiltheit einer Zufallsvariable bewerten zu können, werden oftmals die Kurtosis oder Negentropie in den Verfahren zur ICA verwendet (Hyvärinen und Oja, 2000, *FastICA*).

Eine weitere Möglichkeit zur Bewertung der Unabhängigkeit von Linearkombinationen folgt einem anderen Ansatz und bedient sich dazu der informationstheoretischen Größe *Transinformation* (*mutual information*) als Kontrastfunktion (Bell und Sejnowski, 1995). Da die ICA im Rahmen der vorliegenden Arbeit zur Analyse von bioelektrischen Signalen und insbesondere den Daten des Elektroencephalogramms verwendet werden soll, wird im Weiteren detaillierter auf den *InfoMax*-Algorithmus von Bell und Sejnowski (1995) eingegangen, da sich dieser gegenüber anderen Ansätzen zur Analyse von EEG-Daten als besonders geeignet erwiesen hat (Makeig et al., 1996). Ein neuerer Vergleich verschiedener Ansätze zur Bestimmung unabhängiger Komponenten (*InfoMax*, *JADE* & *FastICA*) zeigt auf realen Daten keine wesentlichen Unterschiede (Li et al., 2000).

InfoMax-ICA

Der *InfoMax*-Ansatz entwickelte sich aus der Beobachtung, dass in Neuronalen Netzen der mittlere Informationsgehalt (Entropie) am Ausgang des Netzes maximal ist, wenn die Eingänge so gewichtet wurden, dass diese unabhängig voneinander sind. Angenommen, \vec{x} sei der Eingang eines Neuronalen Netzes, dann ergibt sich der Ausgang eines solchen Netzes als Funktion der neuronalen Schwellwerte ϕ_i und der entsprechenden Gewichtungen \vec{w} an den Eingängen zu $\phi_i(\vec{w}_i^T \vec{x})$. Nach Shannon (1948) kann der mittlere Informationsgehalt durch die Entropie $H(X)$ ausgedrückt werden. Dieser ergibt sich aus der Summe des Produktes des Erwartungswerts ($p(x)$) eines Ereignisses und dessen Informationsgehalt ($-\log_2(p(x))$). Dies gilt auch für die Blockentropie $H(X, Y)$ zweier Zufallsvariablen.

$$H(X, Y) = \sum_{(x,y) \in X \times Y} p(x, y) (-\log_2(p(x, y))) \quad (4.15)$$

Aufbauend auf dem Gedanken der Blockentropie kann die Transinformation ($I(X, Y)$) definiert werden. Durch sie kann der Grad der Abhängigkeit von zwei Zufallsvariablen bestimmt werden und drückt die erwartete Unbestimmtheit von X nach Y aus.

$$I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (4.16)$$

Wenn x und y unabhängig sind, so ist die Transinformation gleich null. In diesem Fall liefert keine der beiden Variablen Information über die andere. Zur Schätzung der Entmischungsmatrix, versucht der *InfoMax*-Ansatz genau dies zu erreichen. Da das Verhalten der Quellen x und y unbekannt ist, minimiert dieses Verfahren die gegenseitige Information zwischen den neu gebildeten Linearkombinationen, indem die Blockentropie ($H(X, Y)$) maximiert wird (Bell und Sejnowski, 1995). Zur Optimierung dieser Kontrastfunktion nach w wird ein Gradientenabstiegsverfahren verwendet. Ergänzend zu den Überlegungen von Bell und Sejnowski wird inzwischen als *InfoMax*-Lernregel folgender rechtsseitig erweiterter Gradient:

$$\Delta W = \frac{\partial H(x, y, \dots)}{\partial W} W^T W \quad (4.17)$$

verwendet. Durch den Einsatz eines solchen natürlichen Gradienten von Amari (1998) zur Lösung dieses Optimierungsproblems, konnte eine effizientere Implementierung der

InfoMax-ICA erreicht werden. Dieses Verfahren zur Bildung statistisch unabhängiger Komponenten einer Verteilung ist durch Delorme und Makeig (2004) für EEG-Daten implementiert worden und ist in *MATLAB* als Toolbox *EEGLAB* frei verfügbar.

Interpretation der ICA-Lösungen

Die Anwendung der ICA an sich führt zu keiner eindeutigen Identifikation der dekomponierten Quellen. Es existieren zwar eine Reihe von Verfahren zur teil- und vollautomatisierten Klassifikation dieser Quellen (Delorme et al., 2001; Joyce et al., 2004; LeVan et al., 2006), jedoch setzen diese Expertenwissen in Form einer händischen Identifikation voraus (Halder et al., 2007; Tangermann et al., 2009). Zur Interpretation der ICA-Lösungen erfolgt, analog zur Projektion der Koeffizienten der Entscheidungsebene (vgl. Abb. 4.12), eine Betrachtung der Koeffizienten der neu gebildeten statistisch unabhängigen Linearkombinationen. Durch die interpolierte Projektion dieser Koeffizienten auf die Positionen der entsprechenden EEG-Elektroden entsteht eine topografische Abbildung jeder einzelnen unabhängigen Kombination. Für ein 64-Kanal-EEG ergibt sich eine Linearkombination als Zeile i der Entmischungsmatrix \mathbf{W} .

$$IC_i = \sum_{n=1}^{64} \omega_{i,n} x_n. \quad (4.18)$$

Da die Position jeder einzelnen Elektrode auf dem Kopf bekannt ist, können aus dem topografischen Abbild der Koeffizienten $\omega_{i,n}$ erste Informationen über den funktionalen Ursprung dieser Quelle abgeleitet werden. So zeigt Abbildung 4.15 beispielhaft die Projektionen zweier Linearkombinationen in denen ein Großteil der Koeffizienten Null ist.

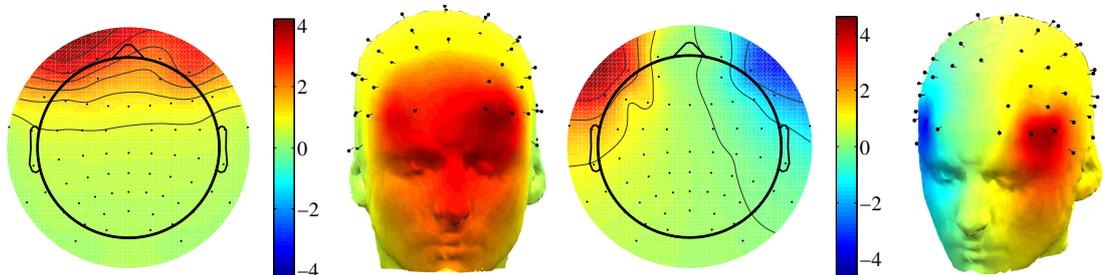


Abbildung 4.15: Die Abbildung zeigt die interpolierten Projektionen der Koeffizienten zweier unabhängiger Linearkombinationen eines 64-Kanal-EEG (Kopf von oben) und jeweils rechts die Projektionen auf ein Kopfmodell mit entsprechenden Elektrodenpositionen - erstellt mit *EEGLAB*.

Dabei werden hohe Koeffizienten rot und niedrige blau indiziert. Geht das Signal einer Elektrode gar nicht in die Kombination ein, wird es grün dargestellt. So gehen im gewählten Beispiel vorrangig die frontalen Elektroden in die Neukombination ein. Diese Muster werden in der Literatur eindeutig als der statistische Anteil der jeweils vertikalen

und horizontalen Augenbewegung im EEG interpretiert (Jung et al., 1998, 2000). Besonders deutlich wird dies durch die entsprechend positiven und negativen Koeffizienten in Abbildung 4.15: rechts, da diese dort einen bipolaren Filter an Elektrodenpositionen implementieren, wie er in der klassischen EOG-Ableitung verwendet wird.

Da die Koeffizienten der Linearkombinationen jeweils für sich ein unabhängiges Signal im zeitlichen Verlauf beschreiben, kann aus deren topografischer Verteilung eine erste funktionale Zuordnung erfolgen. Besonders einfach können hier Repräsentationen von Augen- und Muskelartefakten im Bereich der Randelektroden identifiziert werden. Werden die Signale an Elektroden zentral, lateralisiert oder an anderen Bereichen auf der Kopfoberfläche durch die Koeffizienten gruppiert, kann die Charakteristik des kombinierten Signals zur Identifikation der Quelle herangezogen werden. So kann beispielsweise durch eine Komponente der zeitliche Verlauf der Herzaktivität erfasst (Welke, 2009, S. 42) und durch eine Korrelationsrechnung mit dem EKG-Signal überprüft werden. Ein weiterer wichtiger Indikator zur Signalidentifikation stellt die spektrale Charakteristik einer solchen Neukombination dar. Weist das Signal vorwiegend Signalanteile mit einer Schwingung größer 45 Hz auf, handelt es sich wahrscheinlich um Muskelartefakte (vgl. Tab. 4.2) oder um Signalanteile bedingt durch das Netzbrummen.

Aus dieser Vielzahl an Eigenschaften zur Identifikation der unabhängigen Signalquelle wird deutlich, warum Expertenwissen an dieser Stelle ein entscheidender Bestandteil einer solchen Analyse ist. Um diese Form der Datenaufbereitung und -transformation um hirntopografische Informationen zu ergänzen, können die Quellen dieser Aktivität unter bestimmten Voraussetzungen rekonstruiert werden. Eine solche Rekonstruktion ermöglicht die funktionale Zuordnung der Charakteristik einer neu kombinierten Komponente der EEG-Daten zu einem neuronalen Ursprung. Dazu wird im Weiteren in die in dieser Arbeit verwendeten Verfahren zur Quellenrekonstruktion eingeführt.

Quellenrekonstruktion unabhängiger EEG-Komponenten durch äquivalente Dipole

Eine Lokalisierung der neuronalen Quellen der EEG-Signale erlaubt einen Einblick in die funktionalen und strukturellen Zusammenhänge des Gehirns mit der hohen zeitlichen Auflösung des EEG. Ansätze zur Modellierung und Rekonstruktion der Generatoren des EEG stellen dazu entsprechende Werkzeuge bereit. Prinzipiell kann hier in Verfahren unterschieden werden, die Charakteristika des EEG-Signals zur Rekonstruktion von Quellen auf Ebene der Kopfhaut nutzen und jene die versuchen, die Quellen innerhalb des Gehirns zu rekonstruieren. Erstere Verfahren basieren auf der Bestimmung von Linearkombinationen der EEG-Kanäle. Zu diesen Verfahren zählen die beschriebene Bestimmung der Hauptkomponenten (PCA) und die *Independent Component Analysis* (ICA). Die zweite Klasse von Verfahren nutzt die physikalischen Eigenschaften der Pyramidenzellverbände bei der Erzeugung des EEG-Signals, um diese zu lokalisieren. Das Wissen um die EEG-Entstehung motiviert seit Jahrzehnten die Forschung Verfahren zu entwickeln, die aus dem Oberflächen-EEG auf das Verhalten einzelner neuronaler Strukturen schließen lassen (Kavanagh et al., 1978; Ary et al., 1981; Oostendorp und van Oosterom, 1989; Scherg, 1990). Eine detaillierte Übersicht zu den Verfahren der Quellenrekonstruktion des EEG bietet Michel et al. (2004). Um letztendlich multiple Quel-

len rekonstruieren zu können, wird in diesen Verfahren angenommen, dass die Quellen des EEG der Charakteristik und dem Verhalten eines idealen Dipols folgen. Sind die Position und das Moment (Ausrichtung) eines Dipols innerhalb des Gehirns sowie die elektrischen Eigenschaften des Kopfes bzw. Schädels bekannt, handelt es sich um ein mathematisch direkt lösbares Vorwärtsproblem. Aus Annahmen über die Anzahl und Eigenschaften der relevanten histologischen Schichten des menschlichen Kopfes kann das durch eine idealisierte Quelle generierte elektrische Feld an jedem Punkt auf der Oberfläche eines entsprechenden Kopfmodells bestimmt werden. Abbildung 4.16 zeigt dazu ein Kugelmodell (Kavanagh et al., 1978) und das *Boundary Element Head Model (BEM)* von Oostendorp und van Oosterom (1989) wie es in *EEGLAB* zur Quellenrekonstruktion verwendet wird.

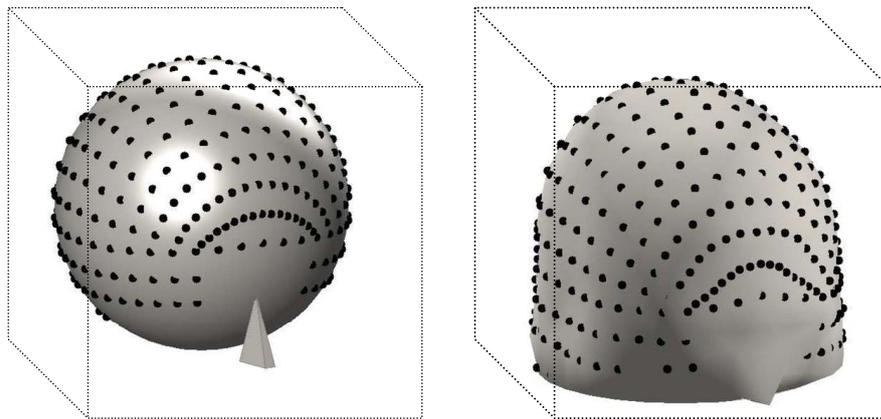


Abbildung 4.16: Die Abbildung zeigt links ein sphärisches (Kugel) und rechts das *Boundary Element Head Model (BEM)* Kopfmodell zur Rekonstruktion neuronaler Quellen - erstellt mit *EEGLAB*.

Scherg zeigt in seinem 1990 erschienen Beitrag über die Grundlagen der Rekonstruktion neuronaler Quellen, dass sich mit einem einfachen äquivalenten Dipolmodell die bioelektrische Aktivität eines Bereiches von 2-3 cm im Durchmesser auf dem Kortex modellieren lässt. Ein solcher Dipol stellt dann jedoch nicht die Aktivität einer einzelnen Pyramidenzelle dar, sondern die vektorielle Summe der Feldpotentiale aller Neurone in diesem Bereich. Nun sind jedoch nicht nur einzelne Quellen im Gehirn aktiv und an der Generierung des EEG beteiligt. Das Vorwärtsproblem lässt sich auch, in den Grenzen des beschriebenen Modells, für beliebig viele Quellen lösen. Durch eine vektorielle Addition der Potentialfelder bekannter äquivalenter Dipole kann der entstehende Spannungsverlauf auf der Kopfhaut eindeutig beschrieben werden. Im menschlichen Gehirn sind jedoch weder die Anzahl noch die genauen Eigenschaften der Quellen bekannt. Dies wirft ein sogenanntes inverses Problem auf, da mehr als eine Quellenkonstellation existiert, die den Signalverlauf an den EEG-Elektroden auf der Kopfhaut rekonstruieren könnte. Aus der Überlagerung der elektrischen Felder ergibt sich als einzige Bedingung das Potential $\Phi_i(t)$ an Elektrode i aus der Summe aller aktiven Dipole n (vgl. Kap. 4.1.1).

$$\Phi_i(t) = \sum_{j=1}^n \Phi_j(t) \quad (4.19)$$

Um eine akkurate Identifikation und Rekonstruktion zu ermöglichen, ist jedoch eine Abschätzung aktiver Quellen notwendig. Um die Frage nach der Anzahl der an der Entstehung des EEG beteiligten Quellen beantworten zu können, erfolgt eine Betrachtung der Charakteristik des gemessenen Signals. Die folgenden Ausführungen basieren auf einer Zusammenfassung der Arbeiten von Sanei und Chambers (2007) sowie Buzsaki (2006). Betrachten wir jeden der EEG-Kanäle i als eine statistische Zufallsvariable X_i , so kann der Zusammenhang zwischen zwei Kanälen durch ihre Kovarianz abgebildet werden. Die Matrix, die alle paarweisen Kovarianzen der EEG-Kanäle enthält, wird im Folgenden als C_{EEG} bezeichnet. Auf der Diagonalen dieser Matrix steht die Varianz jedes einzelnen EEG-Kanals, da $Cov(X_i, X_i) = Var(X_i)$. Da das EEG nicht rauschfrei ist, wird angenommen, dass sich die Struktur von C_{EEG} als Summe des eigentlichen Hirnsignals (C_{Gehirn}) und dem Signalrauschen ($C_{Rauschen}$) ergibt. Angenommen das Rauschen ist sehr klein ($C_{Rauschen} \ll C_{Gehirn}$), ergibt sich die Anzahl möglicher aktiver Quellen aus den dominanten Eigenwerten der Eigenvektoren von C_{Gehirn} . Durch die Existenz von Rauschanteilen im EEG-Signal mit unbekannter Verteilung ist das Ergebnis jedoch nicht eindeutig. Die Anzahl der dominanten Eigenvektoren in C_{EEG} dient jedoch als gute Näherung zur Bestimmung der Anzahl der im EEG aufgezeichneten aktiven neuronalen EEG-Quellen. So erfolgt im Rahmen dieser Arbeit generell vor der ICA und einer äquivalenten Dipolrekonstruktion eine Reduktion der Datenvarianz durch die Hauptkomponentenanalyse (PCA). Für die Bestimmung der unabhängigen Komponenten wird die Verteilung der Daten von n EEG-Kanälen auf deren $n-1$ dominantesten Eigenvektoren reduziert. So ergibt sich abhängig von der Dimensionalität bzw. Anzahl an EEG-Kanälen die Anzahl an maximal bestimmbareren Quellen.

Zur simultanen Schätzung der äquivalenten Dipolpositionen aus den EEG-Daten bzw. deren unabhängigen Linearkombinationen existieren eine Vielzahl von Ansätzen. Kann die Anzahl der im EEG erfassten aktiven Quellen abgeschätzt werden, so bietet das von Scherg (1990) vorgestellte und als Plug-in *DIPFIT2.X* in *EEGLAB* verfügbare nicht-lineare Optimierungsverfahren eine gute Lösung. Die in dieser Arbeit rekonstruierten neuronalen Quellen werden ausschließlich mit der *DIPFIT*-Erweiterung von *EEGLAB* (Delorme und Makeig, 2004) erzeugt und weiterverarbeitet.

5 Realisierung einer hirnelektrischen Schnittstelle zur Lenkmanöverprädiktion

Nachdem in den vorangegangenen Kapiteln der Fahrerunterstützungsbedarf in Gefahrensituationen thematisiert wurde, soll im Nachfolgenden aufbauend auf den Erkenntnissen der Kapitel zur Psychophysiologie und dem Stand der Forschung zur Erfassung kognitiver Prozesse des Fahrers mit dem EEG eine hirnelektrische Schnittstelle zur Lenkmanöverprädiktion mit einem Brain-Computer-Interface erarbeitet werden. Dieser Forschungsansatz zur querdynamischen Ergänzung des Notbremsassistenten legt den ersten Grundstein einer rein fahrerzentrierten Lenkmanöverprädiktion, um den Fahrer zukünftig in seinem Reaktionsvermögen ergänzen bzw. kompensieren zu können. Die nachfolgenden Abschnitte stellen die Synopsis der vorliegenden Arbeit dar und fassen die relevanten Sachverhalte der vorangegangenen Kapitel für die nachfolgenden experimentellen Untersuchungen noch einmal übersichtsartig zusammen.

Die Prädiktion eines Fahrmanövers mit einem BCI ist eine anspruchsvolle Herausforderung. Dazu gilt es einen Ansatz, der für bewegungsunfähige Patienten als Kommunikationsmittel entwickelt wurde, in eine Anwendung im Fahrzeug zu portieren. Mit einer der größten Herausforderungen liegt dabei in diesem Ansatz selbst. Aus der Bewegungsunfähigkeit der Patienten heraus konnte das EEG bedenkenlos als möglicher Träger von Steuerungsinformationen gewählt werden. Von artifiziellen Veränderungen des EEG muss dabei nicht ausgegangen werden. Alle Veränderungen in den Charakteristika des EEG können so als willentliche Modulation des Patienten verstanden und als Merkmal für eine Klassifikation genutzt werden. Löst man sich von diesem ursprünglichen Ansatz, wird deutlich, dass sobald sich die Benutzer eines BCI anfangen zu bewegen, nicht mehr alle Veränderungen des EEG zwangsläufig auch einen neuronalen Ursprung haben und tatsächlich durch das menschliche Gehirn verursacht worden sind. Insbesondere im Fahrzeug bewegt der Fahrer beim Fahren die Augen, dreht den Kopf und interagiert mit den oberen und unteren Extremitäten. So bleiben keine der Charakteristika des EEG durch diese potentiellen Artefaktquellen unbeeinflusst. Um dennoch die Kausalität der Veränderungen des EEG vor einem intendierten Fahrmanöver abschätzen zu können, gilt es entsprechend robuste Merkmale des EEG zu wählen, die einerseits kognitiv eindeutig zugeordnet werden können und andererseits auch im Fahrzeug erfasst werden können.

Mit dem Ziel das nächste ausgeführte Manöver des Fahrers zu prädictieren, wird offensichtlich, dass an dieser Stelle nicht die Absicht des Fahrers, sondern eine Detektion der Handlungsentscheidung und -ausführung für eine Manöverprädiktion zielführend ist. Die Ansprüche an ein solches System ergeben sich dabei aus den in Kapitel 2.3 erarbeiteten Anforderungen an eine Manöverprädiktion in Gefahrensituationen und adressieren so verschiedene Teilaspekte. Ein solcher rein fahrerzentrierter Ansatz soll insbesondere

verlässlich ein Fahrmanöver vorhersagen können, wenn dieses auch tatsächlich durch den Fahrer ausgeführt wird und nicht nur angedacht, beabsichtigt oder geplant ist. Durch eine Detektion des geplanten Manövers soll es möglich werden den Fahrer in einer Art zu unterstützen, die ihn nicht überrascht und keine Gegen- bzw. Schreckreaktion auslöst (vgl. Kap. 2.3.1). Um insbesondere eine Risikokompensation des Fahrers zu vermeiden, gilt es weiter ein Muster des EEG für eine Klassifikation zu wählen, dass nur durch das Verhalten des Fahrers selbst indiziert wird und durch ihn nicht beeinflusst werden kann. Vor dem Hintergrund dieser Ansprüche und den erarbeiteten Erkenntnissen zur Psychophysiologie in Fahrmanövern scheint eine Detektion des motorischen Bereitschaftspotentials generell für eine Manöverprädiktion geeignet. So geht fast jedem Fahrmanöver eine muskuläre Handlung des Fahrers und jeder intendierten Muskelkontraktion eine neuronale Vorbereitung in den motorischen Arealen des menschlichen Gehirns voraus. Diese neuronale Aktivität manifestiert sich in einem charakteristischen Muster des EEG.

5.1 Lenkmanöverprädiktion mit einem passiven BCI

Aus Kapitel 3.2.2 geht hervor, dass auf rein muskulärer Ebene keine Differenzierungsmöglichkeit zwischen der Betätigung des Gas- und Bremspedals zu vermuten ist. Anders verhält es sich jedoch bei Lenkmanövern. Die durch Jonsson und Jonsson (1975a,b, 1976) sowie Pick und Cole (2003, 2006) aufgezeigte Asymmetrie der Muskelaktivität bei rechten und linken Lenkmanövern lässt vermuten, dass sich diese Asymmetrie auch im motorischen Bereitschaftspotential zwischen der rechten und linken Hemisphäre klassifizierbar unterscheidet. Um diesen Unterschied in den neuronalen Vorbereitungsprozessen zur Lenkmanöverprädiktion mit einem BCI nutzen zu können, wird der Begriff des BCI in seinem klassischen Verständnis weiterentwickelt. Dieses neue Verständnis stützt sich auf die Ansätze von Krauledat et al. (2004a,b) und insbesondere die von Zander et al. (2008a,c, 2009). Abweichend von den bisher vorgestellten Interaktionskonzepten, wird in diesen Arbeiten ein BCI nicht zur aktiven Steuerung eines Systems verwendet, sondern zur Erfassung von interaktionsbegleitenden Veränderungen des EEG. Dieser Ansatz begründet den Begriff des *passiven* BCI und ermöglicht so eine BCI-gestützte implizite Interaktion mit einem technischen System, da der Benutzer unbewusst Informationen über seinen Zustand oder seine potentiellen Absichten an das System übermittelt (Rötting et al., 2009; Zander et al., 2010). In diesem Kontext setzen Krauledat et al. (2004a,b) ein BCI zur Früherkennung eines rechten bzw. linken Tastendruckes ein, während Zander et al. (2008a,c, 2009) unter anderem Prozesse der Fehlerwahrnehmung zurückkopeln und deren Detektion in die Interaktion sowie das Interaktionskonzept einbetten. Im Gegensatz zu einer aktiven Steuerung scheint diese passive Nutzung eines BCI perspektivisch. In Kapitel 3.2.1 wurde aufgezeigt, dass sich das menschliche Gehirn durch eine erhöhte Nutzung spezieller neuronaler Strukturen verändert. Somit sind die durch eine wiederholte aktive Steuerung verursachten Veränderungen des Gehirns und des EEG langfristig nicht abzusehen und eine solche Interaktion nicht bedenkenlos anzustreben.

5.2 Synopsis der vorliegenden Arbeit

Ziel der vorliegenden Arbeit ist die Erfassung und Analyse von Veränderungen der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers, die einem intendierten Fahrmanöver vorausgehen, um dieses zu prädizieren. Die Analyse der bekanntesten verkehrspsychologischen Modelle lieferte jedoch kein konsistentes Bild der ablaufenden kognitiven Prozesse vor einem Fahrmanöver und somit keinen konkreten Ansatzpunkt, welcher dieser Prozesse sich möglicherweise für eine Manöverprädiktion eignet. Letztendlich konnte unter Einbeziehung der Modellvorstellungen zur menschlichen Informationsverarbeitung und den beteiligten neuronalen Strukturen eine konsistente Entscheidungsschleife vor einer Fahrmanöverausführung herausgearbeitet werden. Aufbauend auf dieser Entscheidungsschleife wurden die entsprechend neuronal verantwortlichen Strukturen aus der Literatur abgeleitet und deren Aktivitätskorrelate im EEG erarbeitet. So konnten Indikatoren des EEG für die Aktivität der visuellen Informationsverarbeitung, Entscheidungsfindung und motorischen Vorbereitung identifiziert werden. Eine kritische Auseinandersetzung mit dem bisher bekannten Informationsgehalt dieser Indikatoren zeigt jedoch, dass lediglich die Aktivität bestimmter neuronaler Strukturen durch sie zum Ausdruck gebracht wird. Bei keinem der betrachteten Korrelate ist eine eindeutige semantische Interpretation möglich. So liefert die Literatur zwar Ansatzpunkte, dass eine visuelle Information im entsprechenden Kortex verarbeitet wird, jedoch nicht, was gesehen wurde; dass eine Entscheidung getroffen wird, jedoch nicht welche, und dass eine motorische Handlung vorbereitet wird, jedoch das EEG wenige Rückschlüsse auf die konkrete Art der Handlung erlaubt. Trotz dieser ernüchternden Erkenntnisse zu den Möglichkeiten der Untersuchung konkreter kognitiver bzw. neuronaler Prozesse mit dem EEG zeigen die vorgestellten Arbeiten zu Brain-Computer-Interfaces, dass jedoch selbst auf diesem abstrakten Abbildungsniveau bemerkenswerte und innovative Interaktionskonzepte realisiert werden konnten. Diese neue Interaktionsmöglichkeit steht allerdings vielen Vorurteilen gegenüber. Gerade durch die neurowissenschaftliche Grundlagenforschung sieht sich die BCI-Forschung immer wieder mit dem Vorurteil konfrontiert, dass die Verfahren des statistischen Maschinellen Lernens Unterschiede in den EEG-Daten extrahieren, die neuropsychologisch nicht oder nur wenig valide und somit nur schwer verallgemeinerbar sind. Um diesen Vorurteilen zu begegnen wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit besonderes Augenmerk auf die Validität der mit dem BCI detektierten Veränderungen des EEG und insbesondere des motorischen Bereitschaftspotentials vor einem Lenkmanöver gelegt.

5.3 Vorgehensweise

Um ein BCI in ein Interaktionskonzept einbetten zu können, muss es auf validen Mustern im EEG in einer Lernphase trainiert werden. Allein aus diesem notwendigen Training ergeben sich eine Reihe von Problemen. Der potentielle Nutzer wird in dieser Phase aufgefordert, wiederholt – meist artifiziell – bestimmte kognitive Prozesse auszuführen, um das BCI auf deren EEG-Korrelaten anzulernen. Aufgrund der benötigten Menge an Trainingsdaten liegt jedoch die Vermutung nahe, dass ein solches BCI-Training zu einer

reinen Reiz-Reaktionsschleife führt, in der unter Umständen nicht alle kognitiven Verarbeitungsschritte in jedem Durchgang durchlaufen werden. Diese Tatsache schränkt per se die trainierbaren neuronalen Muster ein. So scheint es nahezu unmöglich, z.B. ein BCI auf EEG-Mustern einer Schreckreaktion einer einzigen Person zu trainieren. Weiter zeigen die Arbeiten von Shenoy et al. und Krauledat, dass bei zu großen Unterschieden zwischen der Lern- und Anwendungsphase sich die Merkmalsverteilungen so stark unterscheiden, dass eine adäquate Erkennung der EEG-Muster in einer Anwendung nicht gewährleistet werden kann. Diese Beobachtungen begründen die Forderung nach einer adäquaten Trainingsphase, in der sich Training und Anwendung bzw. die korrespondierenden neuronalen Aktivitäten nur wenig unterscheiden. Insbesondere im Fahrzeug zeigt sich, dass sich Verhalten und Physiologie des Fahrers in einer Fahrsimulation im Vergleich zu einer Realfahrt signifikant unterscheiden (Panerai et al., 2001; Kemeny und Panerai, 2003; Rose, 2006). Somit scheint eine Prädiktion von Fahrmanövern mit einem BCI rein in einer Fahrsimulatoruntersuchung als wenig sinnvoll, da davon auszugehen ist, dass sich das menschliche Gehirn in einer Realfahrtsituation anders verhalten wird. All diese Überlegungen stützen die Entscheidung, ein möglichst robustes EEG-Muster, wie das motorische Bereitschaftspotential für eine Manöverprädiktion mit einem BCI zu favorisieren und dessen Auftreten auch in einem Realfahrexperiment zu überprüfen.

Experimentelles Vorgehen

In einem ersten Experiment soll in einer Laboruntersuchung mit einem Standardparadigma das bekannte Bereitschaftspotential vor einem Tastendruck untersucht werden, um einen tieferen Einblick in dieses Korrelat der motorischen Vorbereitung erhalten zu können. Insbesondere sollen die Arbeiten von Krauledat et al. (2004a,b) zur Früherkennung eines rechten bzw. linken Tastendruckes mit einem BCI reproduziert werden. Anschließend erfolgt eine schrittweise Steigerung der Komplexität der Versuchsdurchführung. In Experiment 2 soll überprüft werden, ob das motorische Bereitschaftspotential auch vor beidhändigen Lenkmanövern nach links und nach rechts in einer Fahrsimulation beobachtet werden kann und sich die Asymmetrie der Muskelaktivität auch in den neuronalen Vorbereitungsprozessen niederschlägt. In Experiment 3 sollen abschließend die Ergebnisse dieser beiden Untersuchungen in einem Realfahrexperiment validiert werden.

Algorithmisches Vorgehen

Um mit einem Brain-Computer-Interface Muster in den Daten des EEG detektieren zu können, sind eine Reihe von Filter-, Merkmalsextraktions- und Klassifikationsalgorithmen notwendig (vgl. Kap. 4.2). Mit den Daten des ersten Experimentes sollen die Implementierungen der gewählten Algorithmen durch einen Vergleich mit den aus der einschlägigen Literatur üblichen Parametern, wie der Klassifikationsfehler und die topografische Verteilung des extrahierten EEG-Merkmals überprüft werden (Blankertz et al., 2010; Lemm et al., 2011). Aufbauend auf einer korrekten Implementierung der Merkmalsextraktions- und Klassifikationsalgorithmen erfolgt die Einbeziehung der ICA (vgl. Kap. 4.2.4) in die Analyse zur Verifizierung des Bereitschaftspotentials als Quelle

des klassifizierbaren Unterschiedes in den EEG-Daten. Voraussetzung für das in Abbildung 5.1 abgebildete Vorgehen ist jedoch eine interpretierbare Dekomposition der EEG-Daten. Da diese durch die Qualität (Rauschanteile) der EEG-Daten bestimmt wird, ist bei einer Steigerung der Realitätsnähe der Experimente, durch eine Zunahme von Bewegungsartefakten, mit einer Verschlechterung der Dekomposition zu rechnen.

Im klassischen BCI erfolgt durch den Klassifikationsansatz LDA automatisch eine Gewichtung jener EEG-Kanäle, an denen sich für das ausgewählte Merkmal sich zwei Bedingungen (z.B. Bewegungen der rechten und linken Hand) größtmöglich unterscheiden. Wird das gleiche Merkmal (z.B. Verlauf der Signale in einem bestimmten Zeitbereich) aus einer Dekomposition durch neue Linearkombinationen der EEG-Kanäle extrahiert, werden so jene Linearkombinationen gewichtet, an denen sich wieder die Bedingungen bestmöglich differenzieren.

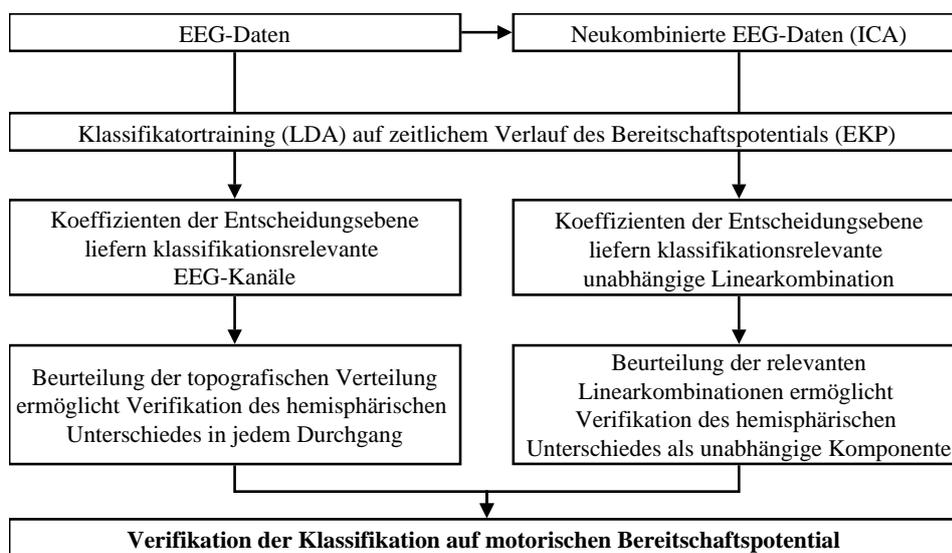


Abbildung 5.1: Die Abbildung zeigt schematisch das Vorgehen zur Beurteilung der temporalen und funktionalen Validität der zur Klassifikation mit einem BCI extrahierten Merkmale.

Dieser Ansatz erlaubt so eine rein algorithmische Untersuchung des Verhaltens statistisch unabhängiger Komponenten des EEG unter bestimmten Bedingungen in jedem einzelnen Durchgang. In diesem Fall dienen die Algorithmen und Ansätze des BCI als reines Untersuchungswerkzeug, um die Aktivität der unabhängigen Komponenten besser analysieren und interpretieren zu können. Unterscheiden sich die untersuchten Bedingungen nur in einer Modulation des EEG durch Artefakte, werden diese automatisch durch diesen Ansatz bzw. die entsprechend gewichteten Linearkombinationen identifiziert. Durch diesen Ansatz soll so aus den Daten des hoch-kontrollierten Experimentes 1 ein neurophysiologisch valides prototypisches Aktivitätsmuster für neuronale Prozesse, die einer einfachen motorischen Handlung unmittelbar vorausgehen, erzeugt aber auch mögliche artifizielle bedingungspezifische Einflüsse untersucht werden. In den Analysen der Daten

der nachfolgenden Experimente soll durch dieses validierte neuronale Aktivitätsmuster die Validität einer Manöverprädiktion auf den motorischen Vorbereitungsprozessen des menschlichen Gehirns sichergestellt werden.

Durch eine experimentübergreifende funktionale Validierung des Ursprungs der mit einem BCI klassifizierbaren Muster im EEG soll aufgezeigt werden, dass durch die vorliegende Arbeit nicht artifizielle Muster, induziert durch die Versuchsanordnung, genutzt werden, sondern Muster in den EEG-Signalen, wie sie auch im Alltagsverkehr durch das menschliche Gehirn vor einem Lenkmanöver in einer Ausweichsituation erzeugt werden. Abbildung 5.2 fasst die durchgeführten Experimente zu den Möglichkeiten einer Manöverprädiktion mit einem BCI zusammen.

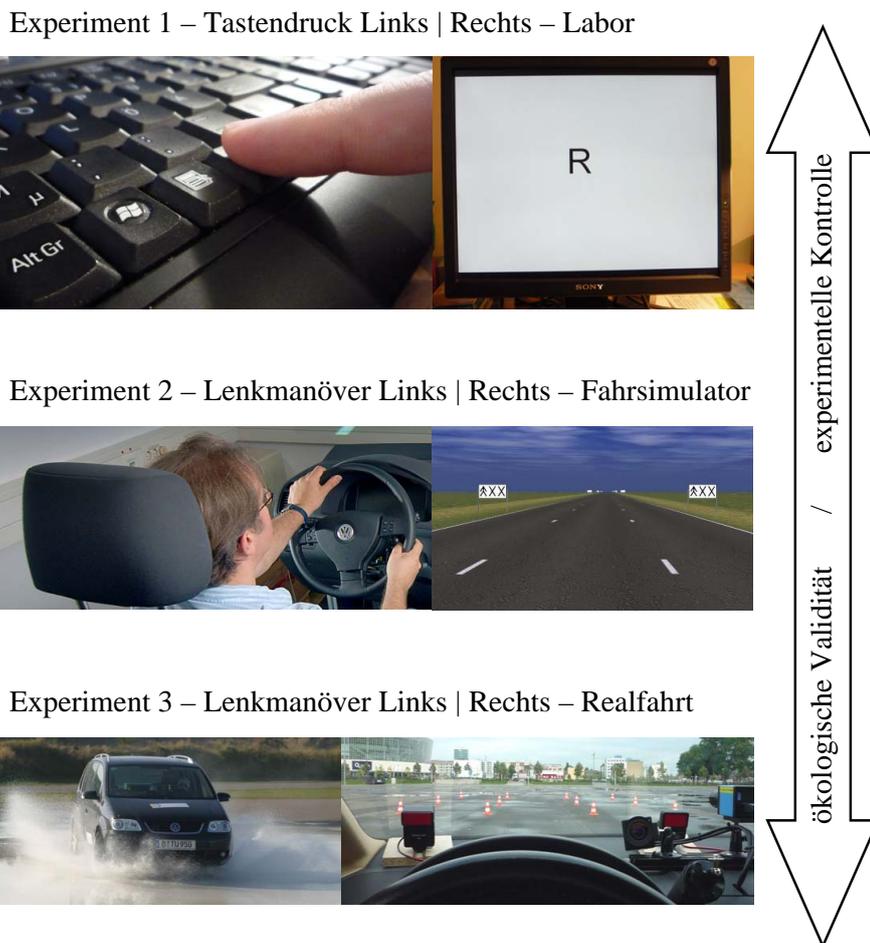


Abbildung 5.2: Die Abbildung zeigt eine Übersicht über die in dieser Arbeit präsentierten Experimente. Die Abbildungen zeigen jeweils die Reaktion der Probanden sowie die entsprechende Reaktionsaufforderung.

6 Experimente

6.1 Experiment 1 – 'Tastendruck'

Ziel des ersten Experiments ist eine Analyse der Hirnaktivität vor einfachen Bewegungen des jeweils linken bzw. rechten Zeigefingers. Durch ein hoch kontrolliertes Stimulus-Reaktions-Paradigma sollen unter Laborbedingungen bekannte EEG-Korrelate der neuronalen Bewegungsvorbereitung reproduziert und die Validität der in dieser Arbeit gewählten Verfahren und Methoden überprüft werden. In einem ersten Schritt erfolgt dazu die Analyse der reaktionsbezogenen EEG-Aktivität der Probanden unmittelbar vor der Ausführung eines Tastendruckes. In einem zweiten Schritt soll überprüft werden, ob die Korrelate der neuronalen Vorbereitung motorischer Prozesse durch statistisch unabhängige Linearkombinationen der EEG-Signale abgebildet werden können. Durch eine äquivalente Dipolrekonstruktion der unabhängigen Komponenten des EEG soll so der neuronale Ursprung der beobachteten motorischen EEG-Korrelate verifiziert werden. Abschließend werden die EEG-Daten jedes Probanden auf Klassifizierbarkeit der ausgeführten Fingerbewegung ('L' oder 'R') auf diesen antizipativen Korrelaten vor dem Tastendruck untersucht. Die Ergebnisse dieser Klassifikation werden mit den Ergebnissen des aktuellen Forschungsstandes aus dem Bereich der Brain-Computer-Interfaces (BCI) validiert. Die Erkenntnisse aus der Analyse der unabhängigen Komponenten dienen dabei als Werkzeug zur Bewertung der funktionalen Validität der zur Klassifikation extrahierten Merkmale aus der hirnelektrischen Aktivität.

Die Analyse der EEG-Daten dieses Experiments soll Einblick in die aus der Literatur bekannten Korrelate der neuronalen Handlungsvorbereitung geben und zeigen wie diese Informationen aus dem EEG extrahiert und entsprechend zur Klassifikation eines beabsichtigten Tastendruckes genutzt werden können. Die temporalen Merkmale dieser Korrelate sowie deren neuronale Verortung dienen im weiteren Vorgehen als prototypisches Aktivitätsmuster für neuronale Prozesse, die einer einfachen motorischen Handlung unmittelbar vorausgehen. Diese bilden die Grundlage einer EEG-basierten Bewegungsfrüherkennung zur Detektion der Bewegungsausführung.

6.1.1 Probanden und Versuchsaufbau

Die Stichprobe bestand aus 55 Probanden, von denen alle das Tastendruckexperiment vollständig absolvierten. Durch technische Defekte an den jeweiligen Datensätzen können die Daten von vier Probanden nicht in die weitere Auswertung einbezogen werden. Das Durchschnittsalter der analysierten Teilnehmer lag bei 26,9 Jahren ($\sigma = 5,83$); 29 Probanden waren weiblich und 22 männlich. Alle Teilnehmer an diesem Experiment waren Rechtshänder und zum Zeitpunkt der Untersuchung, nach eigenen Angaben, frei

von neurologischen Erkrankungen. Für die Teilnahme an der Untersuchung erhielten die Probanden eine Aufwandsentschädigung in Höhe von 10 Euro.

Die Aufgabe der Probanden bestand darin, bei visueller Aufforderung mit einem Tastendruck zu reagieren. Dazu wurde in der Mitte eines Bildschirms (17" TFT) zufällig ein schwarzes 'R' oder 'L' (ca. 5 cm hoch) für 700 ms auf einem grauen Hintergrund dargestellt. Die Teilnehmer wurden gebeten bei Präsentation eines 'L' so schnell wie möglich mit dem linken Zeigefinger die linke 'Strg'-Taste und bei Präsentation eines 'R' entsprechend die rechte 'Strg'-Taste einer handelsüblichen PC-Tastatur mit dem rechten Finger zu betätigen. Dabei befanden sich die Zeigefinger bereits auf den entsprechenden Tasten. Zwischen den Stimuluspräsentationen wurde jeweils für ca. 300 ms ein leerer grauer Bildschirm gezeigt. Um die Reaktion der Probanden von der zeitlichen Dynamik der Stimulusgabe zu entkoppeln, wurde ein zufälliger Jitter verwendet. Das Interstimulusintervall (ISI) ergab sich im Mittel über alle Versuche zu 999,97 ms (σ : 15,32).

Zu Beginn des Experiments wurde eine Artefaktmessung durchgeführt, in der die Probanden durch den Versuchsleiter gebeten wurden, typische EEG-Artefakte durch Augenbewegung und Kontraktion der Kiefermuskulatur zu erzeugen. Weiter wurde dieses Experiment in zwei zeitlich getrennten Blöcken mit einer Länge von jeweils ca. 15 Minuten durchgeführt. Zwischen diesen Blöcken führten die Probanden Experimente durch, in denen sie sich Handbewegungen vorstellten. Innerhalb der Versuchsblöcke wurden die Probanden jeweils annähernd 600-mal zufällig aufgefordert einen linken oder rechten Tastendruck auszuführen. In jedem Block konnten sich die Probanden nach der Hälfte der Durchgänge in einer ca. 5-minütigen Unterbrechung entspannen.

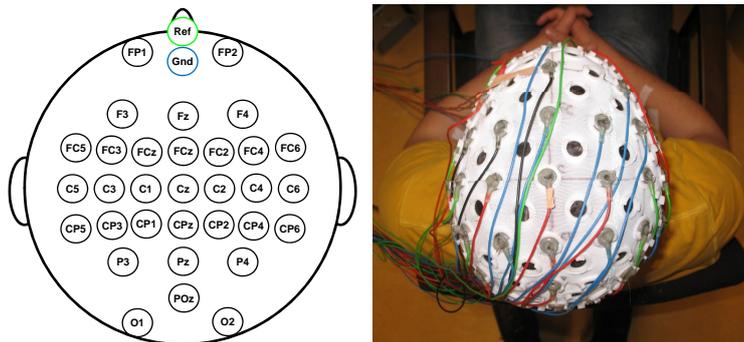


Abbildung 6.1: Die Abbildung zeigt links schematisch die EEG-Elektrodenmontage für Experiment 1 und rechts ein Bild des Probanden 66.

Die hirnelektrische Aktivität wurde in diesem Experiment mit 32 Ag/AgCl-Elektroden (EasyCap, Brainproducts GmbH) in einer Standardmontage erfasst (vgl. Abb. 6.1). Zur Artefaktkontrolle wurden darüber hinaus ein EOG für die vertikale und horizontale Augenbewegung und ein EMG an beiden Unterarmen in einer jeweils bipolaren Montage abgeleitet. Alle bioelektrischen Signale der Probanden wurden mit 1000 Hz abgetastet und entsprechend mit dem *BrainVision Recorder* aufgezeichnet. Besonderheiten bei der Versuchsdurchführung wurden durch den Versuchsleiter protokolliert.

6.1.2 Analyse der Leistungsdaten

Um für die weitere Auswertung der hirnelektrischen Aktivität vor einem Tastendruck sicherstellen zu können, dass Unterschiede der EEG-Signale zwischen einem rechten und linken Tastendruck nicht allein auf Unterschiede in der zeitlichen Dynamik der Reaktionsaufforderung oder auf die Seite des reaktionsausführenden Zeigefingers zurückzuführen sind, erfolgt eine Überprüfung der Leistungsdaten der Probanden. Für diese Auswertung wurden die aufgenommenen Marker-Dateien der EEG-Aufzeichnungssoftware *BrainVision Recorder* mit *MATLAB* ausgewertet. Dazu wurden die Latenzzeiten, die Anzahl und die Art der entsprechenden Tastendrucke ermittelt. Zur Bestimmung der Probandenleistung werden die Marker-Dateien zuerst für jeden Versuchsblock einzeln ausgewertet und später zusammengeführt. In Tabelle 6.1 sind die Ergebnisse dieser Auswertung zusammengefasst. Berechnet sind der Mittelwert, die jeweilige Standardabweichung sowie die Mediane der Reaktionszeiten über alle Probanden. Darüber hinaus wurde die Verteilung der berechneten Werte durch einen Kolmogorow-Smirnow-Test (KS-Test) auf Normalverteilung getestet. Dabei zeigt sich, dass keine der Verteilungen (Reaktionszeit und Fehler) der Charakteristik einer Normalverteilung folgt ($n > 100$, $p \leq 0,001$ und $d_{0,05} < 1.0$). Dies gilt auch für die Verteilungen der log-transformierten Werte.

Tabelle 6.1: Die Tabelle zeigt eine Übersicht der Probandenleistung berechnet aus den Marker-Dateien des *BrainVision Recorder*.

Reaktion	Reaktionszeit	σ	Median
'L' Block 1	451,31 ms	47,69	440,81 ms
'L' Block 2	447,50 ms	50,57	453,45 ms
'R' Block 1	455,59 ms	48,84	451,42 ms
'R' Block 2	451,49 ms	48,14	452,75 ms
'R & L' Block 1	453,29 ms	47,57	447,81 ms
'R & L' Block 2	449,32 ms	48,43	454,94 ms
'R & L' Block 1 & 2	451,31 ms	47,80	448,91 ms
falscher Tastendruck			
'L' Fehler Block 1	4,92 %	3,70	3,88 %
'L' Fehler Block 2	5,23 %	4,15	4,26 %
'R' Fehler Block 1	4,37 %	3,75	3,59 %
'R' Fehler Block 2	4,37 %	3,42	3,64 %
'R & L' Fehler Block 1	4,68 %	3,59	4,01 %
'R & L' Fehler Block 2	4,82 %	3,69	4,17 %
'R & L' Fehler Block 1 & 2	4,75 %	3,62	4,09 %

Eine Analyse der Fehleingaben (auf 'L' mit der rechten 'Strg'-Taste geantwortet und vice versa) zeigt, dass die Probanden in beiden Blöcken signifikant ($p \leq 0,001$) mehr Fehleingaben bei 'L' als bei 'R' durchführen und folglich vermehrt mit dem rechten Zeigefinger antworten (vgl. Tab. 6.2). Im Median wurde in 4,09 % aller Tastatureingaben

nicht mit der aufgeförderten Taste durch die Probanden geantwortet.

Tabelle 6.2: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede in den Reaktionszeiten der Probanden in Experiment 1.

Paarvergleich (U-Test)	n	Z	p
'L' 'R' Block 1	51 51	-0,555	0,5786
'L' 'R' Block 2	51 51	-0,4283	0,6684
'L' Block 1 Block 2	51 51	0,3021	0,7633
'R' Block 1 Block 2	51 51	0,2811	0,7786
'L' Fehler 'R' Fehler Block 1	51 51	-8,7014	$\leq 0,001$
'L' Fehler 'R' Fehler Block 2	51 51	-8,7012	$\leq 0,001$
'L' Fehler Block 1 Block 2	51 51	-0,1807	0,8566
'R' Fehler Block 1 Block 2	51 51	-0,4587	0,6465

Tabelle 6.3: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Leistung differenziert nach weiblichen und männlichen Probanden.

Reaktion	Reaktionszeit	σ	Median
'L' Block 1 weiblich	455,15 ms	43,59	452,56 ms
'L' Block 1 männlich	446,22 ms	53,24	425,21 ms
'L' Block 2 weiblich	447,37 ms	46,00	454,72 ms
'L' Block 2 männlich	447,66 ms	57,16	454,72 ms
Paarvergleich (U-Test)	n	Z	p
'L' Block 1 M W	22 29	-1,1506	0,2499
'R' Block 1 M W	22 29	-0,5040	0,6143
'L' Block 2 M W	22 29	-0,5230	0,6010
'R' Block 2 M W	22 29	0,2187	0,8269

Die Analysen zeigen, dass sich die Reaktionszeiten für die Reaktionsaufforderungen 'L' & 'R' weder für die bewegungsausführende Körperseite noch nach Versuchsblöcken signifikant unterscheiden (vgl. Tab. 6.2). Auch eine Betrachtung der Fehleingaben der Probanden offenbart keine wesentlichen Unterschiede zwischen den Blöcken. Eine Unterscheidung in Untergruppen nach weiblichen und männlichen Probanden zeigt ebenfalls keine signifikanten Unterschiede in den Leistungsdaten (vgl. Tab. 6.3). Unabhängig vom Geschlecht der Probanden und den Versuchsblöcken kann somit eine mittlere Reaktionszeit von ca. 450 ms für einfache Tastendrucke in diesem Experiment ermittelt werden. Da sich keine signifikanten Unterschiede in den Leistungsdaten der Probanden zeigen, wird für die folgenden Analysen der hirnelektrischen Aktivität nicht zwischen den Probanden und Blöcken unterschieden.

6.1.3 Analyse der hirnelektrischen Aktivität

Vorverarbeitung der EEG-Daten

Die aufgenommenen hirnelektrischen Daten werden in *MATLAB* mit Funktionen und Algorithmen der frei verfügbaren Toolbox *EEGLAB* in der Version 6.01b (Delorme und Makeig, 2004) sowie der Toolbox *PhyPA* des Fachgebiets Mensch-Maschine-Systeme der Technischen Universität Berlin (Kothe, 2009) sowie eigenen Skripten analysiert und verarbeitet. Die EEG-Daten wurden während der Messung auf das Signal der Elektrode am Nasenwurzelknochen (Nasion) referenziert und in der weiteren Analyse nicht weiter re-referenziert. Zur weiteren Analyse werden die Daten aus den beiden Versuchsblöcken konkatinert und mit 200 Hz unterabgetastet um eine Übertragbarkeit der Ergebnisse auf eine Echtzeitverarbeitung dieser Daten mit einem Brain-Computer-Interface (BCI) übertragen zu können. Sofern keine abweichenden Angaben erfolgen, werden die Daten aller folgenden Experimente entsprechend analog vorverarbeitet.

Um die hirnelektrische Aktivität unmittelbar vor einer Fingerbewegung analysieren zu können, werden Zeitfenster (Epochen) in den EEG-Daten um den jeweiligen Tastendruck gebildet (vgl. Abb. 4.6). Diese werden über alle Versuche einer Versuchsperson gemittelt, um die reaktionsbezogenen Veränderungen aus dem Grundrauschen des EEG herausfiltern zu können (vgl. Kap. 4.1.2). Zur Bestimmung unabhängiger Linearkombinationen (ICs) in der Verteilung der EEG-Amplituden (vgl. Kap. 4.2.4) werden die Daten jedes Probanden visuell inspiziert und artefaktbelastete Zeitbereiche (vgl. Kap. 4.1.1) von der Analyse ausgeschlossen. Weiter werden langsame Signalschwingungen unter 1 Hz aus den EEG-Signalen gefiltert und der durch Delorme und Makeig (2004) implementierte Ansatz zur ICA auf die Daten jedes einzelnen Probanden angewendet.

Ergebnisse – EEG & EOG

Für die Analyse der hirnelektrischen Aktivität motorischer Areale bei Bewegung der oberen Extremitäten haben sich in der einschlägigen Literatur die Elektrodenpositionen C3 und C4 als geeignet erwiesen und werden so in der nachfolgenden Analyse betrachtet. Abbildung 6.2 zeigt das Gesamtmittel über alle Probanden (*Grand Average*) der auf den jeweiligen Tastendruck ('L': 29803 | 'R': 29248) gemittelten EEG-Signale an diesen Elektroden sowie die entsprechend gemittelte Augenbewegung (EOG). Aus der Reaktionszeit und dem ISI ergibt sich zur Auswertung der EEG-Daten ein geeignetes Zeitfenster beginnend 500 ms vor bis 500 ms nach dem Tastendruck in der sich Folgestimulus und Reaktionen zeitlich nicht überschneiden. Für jeden Versuch wurde dabei eine Baseline im Bereich von -500 ms bis -450 ms vor dem Tastendruck gewählt, deren Mittelwert von den übrigen Daten jeder Epoche zur Visualisierung abgezogen wurde.

Im zeitlichen Verlauf der gemittelten Signale an den Elektroden C3 und C4 zeigt sich eine deutliche Positivierung, die etwa mit dem jeweiligen Tastendruck ihr Maximum erreicht. Unmittelbar vor dem Tastendruck setzt allerdings auch in der gemittelten vertikalen Augenbewegung (EOGv) eine entsprechende Positivierung ein. Die gemittelte horizontale Augenbewegung (EOGh) zeigt hingegen eine sehr geringe, dennoch reaktionsspezifische Signalcharakteristik vor dem Tastendruck.

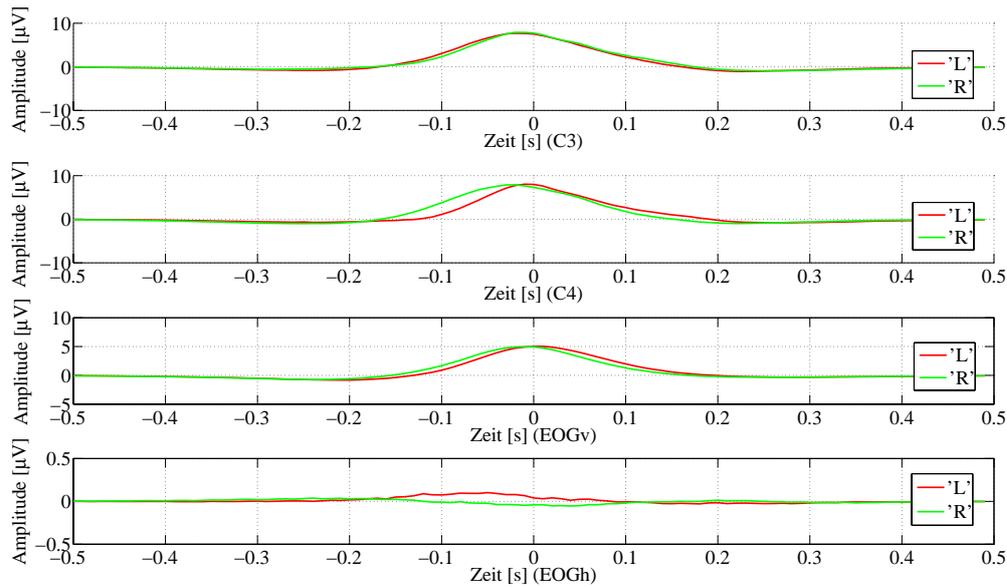


Abbildung 6.2: Die Abbildung zeigt den gemittelten Signalverlauf vor einem Tastendruck zum Zeitpunkt 0 über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Kortex sowie der vertikalen (EOGv) und horizontalen (EOGh) Augenbewegung über 51 Probanden ('L': 29803 | 'R': 29248; 0,5-45 Hz).

Um den Einfluss möglicher gleichsinniger, nicht reaktionsspezifischer Signalüberlagerungen durch Augenbewegung als auch nicht reaktionsrelevanter neuronaler Prozesse auf den Signalverlauf über den motorischen Arealen zu minimieren, werden die EEG-Signale hemisphärisch bipolar gefiltert (C3-C4 | C4-C3) und entsprechend im arithmetischen Mittel zum lateralisierten Bereitschaftspotential (LRP) zusammengefasst (vgl. Kap. 4.1.2). So wird in diesem Differenzsignal der rein reaktionsspezifische Unterschied der Aktivierung zwischen den rechten und linken motorischen Arealen (Hirnhälften) vor der Bewegungsausführung herausgefiltert.

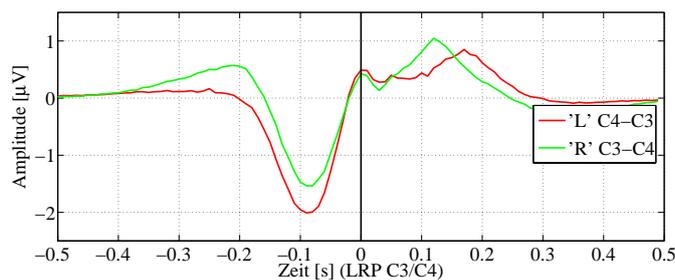


Abbildung 6.3: Die Abbildung zeigt im gemittelten Signalverlauf das lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) vor einem Tastendruck zum Zeitpunkt 0 über 51 Probanden ('L': 29803 | 'R': 29248; 0,5-45 Hz).

6 Experimente

Wie erwartet, konnte das LRP bei allen Probanden über den entsprechenden motorischen Arealen in den bekannten Zeitbereichen und EEG-Elektrodenpositionen für einseitige Handbewegungen abgeleitet werden (vgl. Abb. 6.3). So setzt eine deutliche Negativierung im LRP ab 200 ms ($M: -194,71$ ms; $\sigma: 33,55$) vor dem Tastendruck im Mittel bei allen Probanden ein und endet unmittelbar mit der Bewegungsausführung. Diese Beobachtung steht im Einklang mit den in Kapitel 4.1.2 erarbeiteten Erkenntnissen zum lateralisierten Bereitschaftspotential und den Beobachtungen von Blankertz et al. (2002a, 2006b) und Krauledat et al. (2004a,b).

In der Analyse der spektralen Veränderungen der EEG-Signale an den Elektroden C3 und C4 zeigen sich weiter auch die aus der Literatur bekannten Charakteristika für motorische Prozesse. In Abbildung 6.4 sind dazu über den entsprechenden Zeit- und Frequenzbereichen signifikante Unterschiede in der log-transformierten spektralen Leistung abgetragen (Event Related Spectral Power, $ERSP=10\log_{10}(\mu V^2/Hz)$, (Makeig, 1993)). Da die Verteilung der spektralen Leistung nicht bekannt ist, wird die Signifikanz der Unterschiede in der ERSP durch eine *Bootstrapping*-Statistik (Blair und Karniski, 1993) in *EEGLAB* berechnet. So werden grün jene Bereiche dargestellt, die keinen hoch signifikanten Unterschied ($p > 0,01$) in der Leistung zum Mittel des Zeitfensters vor der Bewegungsausführung (Baseline) aufweisen und rötlich die Bereiche, welche einen signifikanten Anstieg und bläulich jene die einen signifikanten Abfall der ERSP aufweisen.

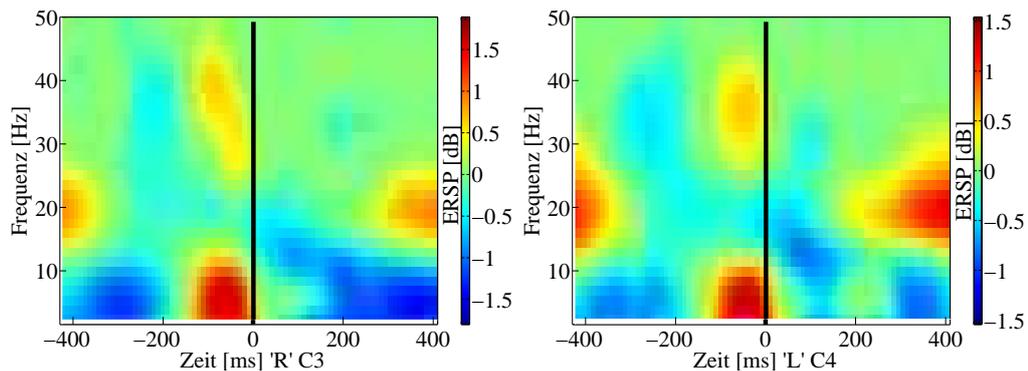


Abbildung 6.4: Die Abbildung zeigt die spektralen Charakteristika der EEG-Signale an den Elektroden C3 und C4 vor einem Tastendruck ('L' oder 'R') zum Zeitpunkt 0 über 51 Probanden ('L': 29803 | 'R': 29248).

Wie durch Pfurtscheller (1981) sowie Hwang und Andersen (2009) postuliert (vgl. Kap. 4.1.2) zeigen sich Veränderungen in der spektralen Charakteristik des EEG-Signals im Bereich des α - und β -Bandes (8-12 Hz und 16-25 Hz). Insbesondere werden die Beobachtungen von Chatrian et al. (1959) repliziert, in denen der motorische μ -Rhythmus (8-12 Hz) moduliert wird sobald die Bewegungsplanung und -ausführung in den entsprechenden Arealen einsetzt. Abbildung 6.4 zeigt insbesondere einen Abfall der ERSP im Frequenzbereich von 5-12 Hz, welcher unmittelbar mit dem Maximum des LRP in einen signifikanten Anstieg der ERSP umschlägt. Diese Beobachtungen der spektralen Veränderungen des EEG über dem motorischen Arealen stützen die Schlussfolgerungen

von Masaki et al. (2004), in denen der Beginn des LRP den Übergang von motorischer Planung zur Bewegungsausführung indiziert.

Aufgrund der Überlagerung der Augenbewegung mit dem reaktions-bezogenen LRP soll im nachfolgenden Abschnitt durch die Independent Component Analysis (ICA) und einer entsprechenden Rekonstruktion der neuronalen Quelle der Ursprung des temporalen LRP-Musters im Oberflächen-EEG verifiziert werden. Eine solche Verifikation der neuronalen Korrelate kognitiver Prozesse stellt letztendlich eine der grundlegendsten Voraussetzungen für den validen und reliablen Einsatz eines BCI dar.

Ergebnisse – ICA auf den EEG-Daten des Tastendruckexperiments

Unter der Annahme, dass unabhängige neuronale Aktivitäten auch unabhängige Muster in den EEG-Daten erzeugen, sollte die Charakteristik verschiedener EEG-Indikatoren unabhängiger kognitiver Prozesse auch durch unabhängige Linearkombinationen (ICs) der EEG-Kanäle beschrieben werden können. Am Beispiel der Daten des Probanden 22 wird im Folgenden die prototypische Analyse von unabhängigen Komponenten in dieser Arbeit aufgezeigt und anschließend über alle Probanden zusammengefasst. Abbildung 6.5 zeigt dazu die Lösung der ICA für 30 unabhängige Komponenten der EEG-Daten des Probanden 22 als interpolierte Projektion der Koeffizienten der jeweiligen unabhängigen Linearkombination auf eine topografische Abbildung der Elektrodenpositionen. Abgebildet werden jeweils schematisch die EEG-Elektrodenpositionen in der Sicht von oben auf den Kopf. Die Nase zeigt nach vorn. Rechts und links werden die Ohren angedeutet.

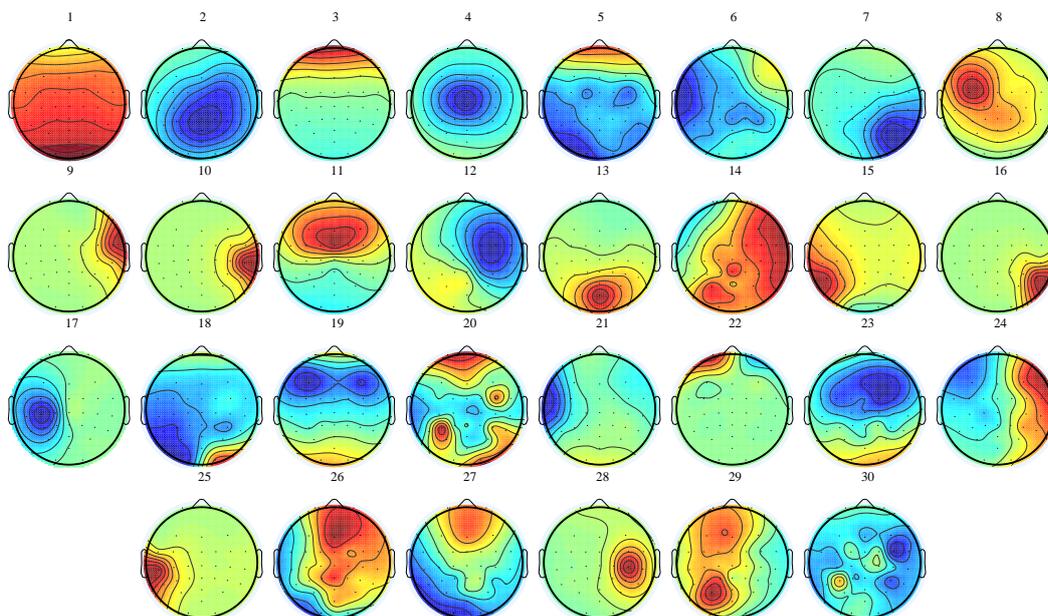


Abbildung 6.5: Die Abbildung zeigt die Projektion der Koeffizienten unabhängiger Linearkombinationen als topografische Abbildung der Elektrodenpositionen (Proband 22; Kopf von oben, Nase vorn).

6 Experimente

Dabei zeigen die IC 3, 5, 22 und 24 nach Jung et al. (1998, 2000) die Topografien von sogenannten EOG- und die IC 7, 9, 10, 15, 16, 21 und 25 die von EMG-Komponenten. Nach visueller Beurteilung der topografischen Verteilungen der Koeffizienten zeigen die Komponenten IC 2, 4, 11, 12, 13, 17 und 28 Aktivität verschiedener unabhängiger neuronaler Prozesse. Zur Identifikation der funktionalen Bedeutung dieser Komponenten und insbesondere der Repräsentationen der motorischen Aktivität zeigt Abbildung 6.6 das neurophysiologisch bekannte LRP im EEG über den motorischen Arealen sowie die Aktivität der unabhängigen Komponenten IC 17 und IC 28 des Probanden 22.

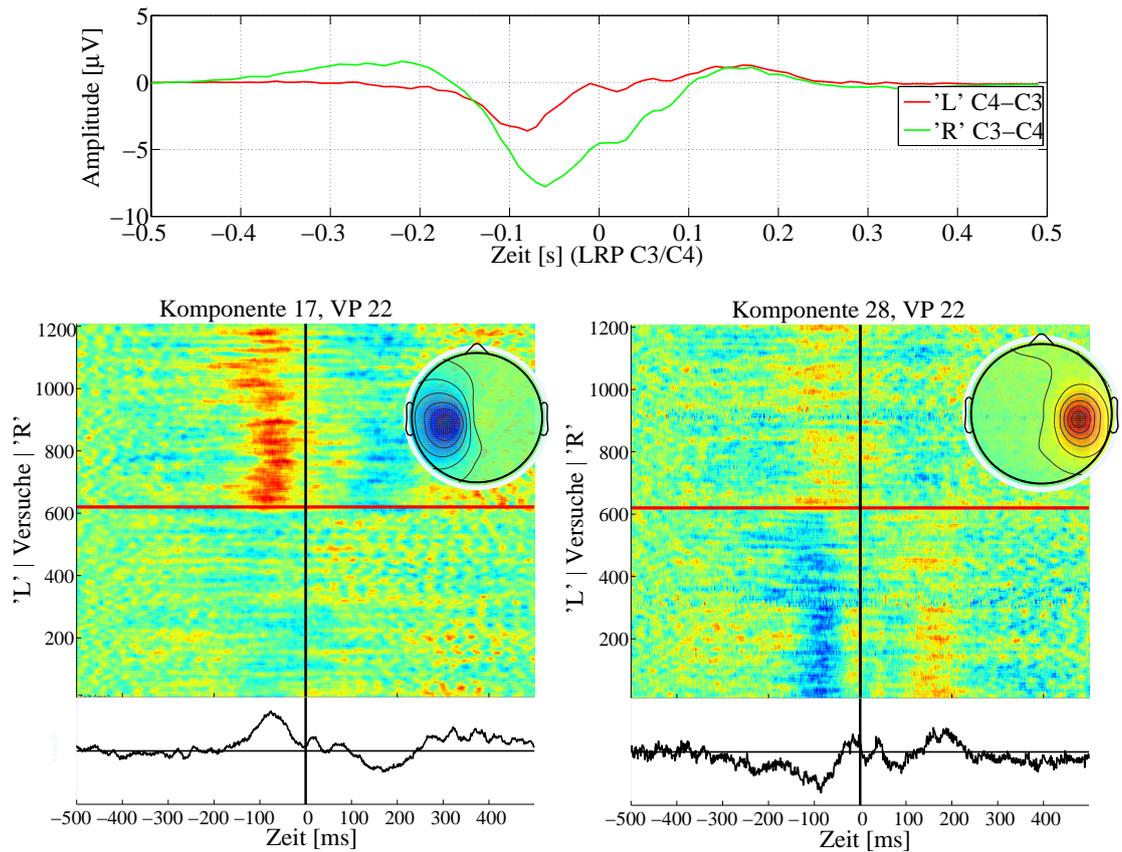


Abbildung 6.6: Die Abbildung zeigt oben im gemittelten Signalverlauf das lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) vor einem Tastendruck zum Zeitpunkt 0 des Probanden 22 ('L': 590 | 'R': 556; 0,5-45 Hz). Unten werden links der Verlauf der unabhängigen Komponente 17 über dem linken und rechts der der Komponente 28 über dem rechten motorischen Kortex farbcodiert über alle Versuche dieses Probanden sowie das jeweilige arithmetische Mittel dargestellt. Diese zeigen jeweils ein LRP ähnlichen Signalverlauf. Da die Aktivität einer unabhängigen Komponente einheitenlos und beliebig skaliert ist, erfolgt kein Ausweis der Amplitude.

Um eine mögliche neuronale Quelle des LRP verifizieren zu können, wird die temporale Ähnlichkeit der gemittelten Komponentenaktivität mit den entsprechenden LRP durch eine Korrelationsrechnung überprüft. Dabei zeigt sich, dass das Mittel der Aktivität von IC 17 mit dem LRP über dem linken Motorkortex ($r = -0,9623$, $p \leq 0,001$) und das Mittel der Aktivität von IC 28 auch mit dem LRP über dem rechten motorischen Kortex ($r = 0,931$, $p \leq 0,001$) sehr hoch korreliert. So wird deutlich, dass durch die ICA die beschreibende Charakteristik des LRP vor entsprechenden Fingerbewegungen als statistisch unabhängige Linearkombinationen der EEG-Daten differenziert werden kann. So zeigt IC 17 über dem linken Kortex (Abb. 6.6: unten links) Aktivität bei Bewegungen des rechten Fingers und IC 28 Aktivität bei Bewegung des linken als auch des rechten Zeigefingers (Abb. 6.6: unten rechts). Diese beidseitige Aktivität über dem rechten Motorkortex bei linken und rechten Fingerbewegungen wird durch die Beobachtung der hemispärischen Asymmetrie der motorischen Areale von Kim et al. (1993) sowie Blatow et al. (2007) bestätigt und belegt so die Validität dieser Signaldekomposition. Die Polarität der in Abbildung 6.6 dargestellten Mittel der unabhängigen Aktivität ist allerdings nicht interpretierbar, da die Koeffizienten der Linearkombinationen von der Reihenfolge der EEG-Kanäle abhängig sind (vgl. Kap. 4.2.4) und sich somit Positivierungen als auch Negativierungen durch die entsprechenden Vorzeichen der Koeffizienten ergeben können. Abbildung 6.7 zeigt für die Komponenten IC 17 und IC 28 die, nach dem in Kapitel 4.2.4 beschriebenen Verfahren, rekonstruierten äquivalenten neuronalen Dipole. Ein Abgleich mit dem Talairach Atlas für Hirnregionen (Lancaster et al., 1997, 2000) ermöglicht dabei eine genaue Zuordnung der berechneten und normierten Koordinaten dieser Dipole zu einer neuronalen Struktur. Tabelle 6.4 zeigt die entsprechende Ausgabe des Talairach

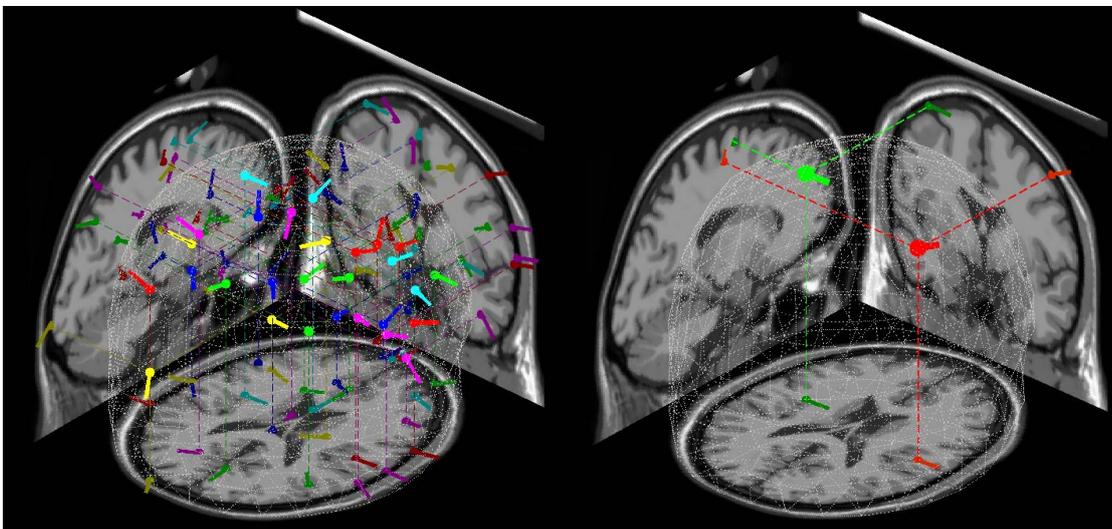


Abbildung 6.7: Die Abbildung zeigt links die Dipolrekonstruktionen für die unabhängigen Komponenten des Probanden 22. Rechts sind die äquivalenten Dipole für IC 17 (grün) und IC 28 (rot) einzeln dargestellt.

6 Experimente

Atlas für alle Dipole des Probanden 22 (vgl. Abb. 6.7: links) mit einer Residualvarianz $\leq 5\%$. Die Residualvarianz (RV) beschreibt den Anteil an Signalvarianz einer unabhängigen Komponente der nicht durch diese Dipolrekonstruktion aufgeklärt werden kann. Der letzte Teil der Ausgabe des Talairach Atlas bezieht sich auf die Einteilung des Gehirns in sogenannte Brodmann-Areale (BA), welche den Kortex in verschiedene funktionelle Felder unterteilen (Brodmann, 1909). Die äquivalenten Dipole der beiden motorischen Komponenten IC 17 und IC 28 werden so eindeutig den jeweils rechten und linken motorischen Arealen zugeordnet (BA 6 = prämotorischer Kortex, BA 3 = somatosensorischer Kortex). Diese Bereiche werden von Yousry et al. (1997) in fMRI-Untersuchungen als neuronale Strukturen der motorischen Handareale identifiziert und verifizieren so die Rekonstruktion der äquivalenten Dipole. Aus dieser Tabelle geht allerdings auch hervor, dass weitere Komponenten (IC 9, 11 & 12) in diesen Bereichen lokalisiert werden und somit der Anteil der motorischen Aktivität im EEG durch mehrere unabhängige Komponenten beschrieben werden und nicht nur ausschließlich auf die LRP-korrelierenden Komponenten IC 17 und IC 28 reduziert werden kann.

Tabelle 6.4: Die Tabelle zeigt die Koordinaten der äquivalenten Dipole für die unabhängigen Komponenten des Probanden 22 mit einer Varianzaufklärung von mindestens 90% und die entsprechende neuroanatomische Struktur.

IC	Koordinaten (x, y, z)	Talairach Atlas	RV
IC 2	(-2, -23, 23)	<i>Left Cerebrum, Limbic Lobe, Cingulate Gyrus, BA 23</i>	5,3 %
IC 7	(49, -50, 27)	<i>Right Cerebrum, Temporal Lobe, Supramarginal Gyrus, BA 40</i>	4,31 %
IC 9	(68, 10, 9)	<i>Right Cerebrum, Frontal Lobe, Precentral Gyrus, BA 6</i>	2,2 %
IC 10	(70, -14, 15)	<i>Right Cerebrum, Parietal Lobe, Postcentral Gyrus, BA 43</i>	0,19%
IC 11	(0, 8, 59)	<i>Left Cerebrum, Frontal Lobe, Superior Frontal Gyrus, BA 6</i>	4,55 %
IC 12	(23, -7, 50)	<i>Right Cerebrum, Frontal Lobe, Middle Frontal Gyrus, BA 6</i>	3,06 %
IC 13	(5, -67, 47)	<i>Right Cerebrum, Parietal Lobe, Precuneus, BA 7</i>	2,82 %
IC 17	(-38, -4, 64)	<i>Left Cerebrum, Frontal Lobe, Precentral Gyrus, BA 6</i>	3,18 %
IC 28	(50, -13, 56)	<i>Right Cerebrum, Parietal Lobe, Postcentral Gyrus, BA 3</i>	1,67 %

Die individuellen Lösungen der ICA unterscheiden sich allerdings zwischen den verschiedenen Probanden. Abbildung 6.8 zeigt dazu beispielhaft für die Probanden 22 und 49 die identifizierten motorischen Komponenten sowie die nach Reaktion (linker bzw. rechter Tastendruck) getrennten Mittel der jeweiligen Komponentenaktivität. Ein Vergleich der jeweiligen Koeffizienten zeigt, dass die EEG-Kanäle über den motorischen Arealen für die Probanden unterschiedlich stark gewichtet werden. Für einige Probanden konnte die unabhängige Komponente der hemisphärischen motorischen Aktivität nicht separat, sondern nur in einer einzelnen Linearkombination zusammengefasst werden, welche sowohl die Aktivität des linken und rechten motorischen Kortex widerspiegelt (vgl. Abb. 6.8: unten). Insgesamt konnten so für 44 von 51 der analysierten Probanden statistisch unabhängige Linearkombination in den EEG-Daten jedes Probanden ermittelt werden, deren gemittelte Komponentenaktivität mindestens eine Korrelation mit dem entsprechenden LRP von $r \geq 0,85$ ($p \leq 0,001$) aufweist.

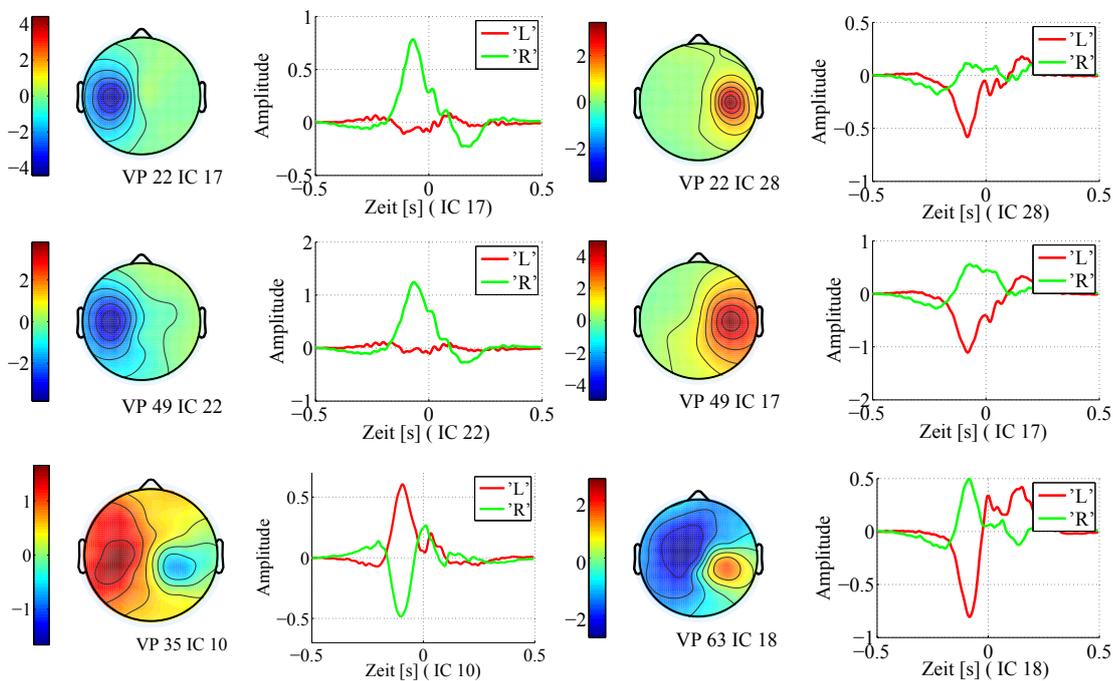


Abbildung 6.8: Die Abbildung zeigt jeweils links die interpolierten Projektionen der Koeffizienten der entsprechenden Linearkombination auf die Elektrodenpositionen und rechts die nach Reaktion ('L' linker und 'R' rechter Tastendruck) getrennten Mittel der jeweiligen Komponentenaktivität.

Da die Komponente IC 3 bereits bei Beurteilung der topografischen Verteilung ihrer Koeffizienten (vgl. Abb. 6.5) als EOGv-Komponente identifiziert wurde, konnte diese auch keiner entsprechenden neuronalen Struktur durch den Talairach Atlas zugeordnet werden. Um die Identifikation dieser Topografie als 'Augen-Komponente' zu verifizieren, wird die Korrelation der temporalen Aktivität aller unabhängigen Komponenten der

6 Experimente

EEG-Daten dieses Probanden zum gesondert aufgezeichneten vertikalen EOG berechnet. Abbildung 6.9 zeigt für den Probanden 22 die unabhängige Komponente, welche die größte Korrelation mit dem EOGv-Signal im zeitlichen Verlauf aufweist. Die Ergebnisse dieser Korrelationsrechnung bestätigen die Identifikation der Komponente IC 3 als unabhängige Linearkombination der EEG-Signale, welche den statistisch unabhängigen Anteil der vertikalen Augenbewegung im EEG repräsentiert. Abbildung 6.9 zeigt exemplarisch unabhängige Komponenten von drei weiteren Probanden, bei denen die Korrelation bei $r \geq 0,9$ ($p \leq 0,001$) zum gesondert aufgezeichneten vertikalen EOG im zeitlichen Verlauf liegt. Die Analyse und der Vergleich der durch die ICA gebildeten unabhängigen Linearkombinationen in den EEG-Daten der einzelnen Probanden zeigt, dass Komponenten der vertikalen Augenbewegung bei 48 von 51 Probanden durch eine Korrelationsrechnung eindeutig identifiziert werden konnten. Bei Bedarf können diese aus den Daten entfernt werden. Da jedoch keine Bewegungsspezifität zur rechten bzw. linken Bewegungsausführung im zeitlichen Bereich des LRP vermutet und beobachtet werden kann, besteht keine Notwendigkeit die Daten für die weitere Analyse entsprechend um diese Komponenten zu bereinigen. Die Interpretation dieser Augenbewegungsmuster ergibt sich durch einen Abgleich mit den Daten der Artefaktmessung am Anfang der Versuchsdurchführung. Die Probanden schauen unmittelbar mit dem Tastendruck kurz nach unten auf die Tastatur und anschließend wieder auf den Monitor für den nächsten Stimulus.

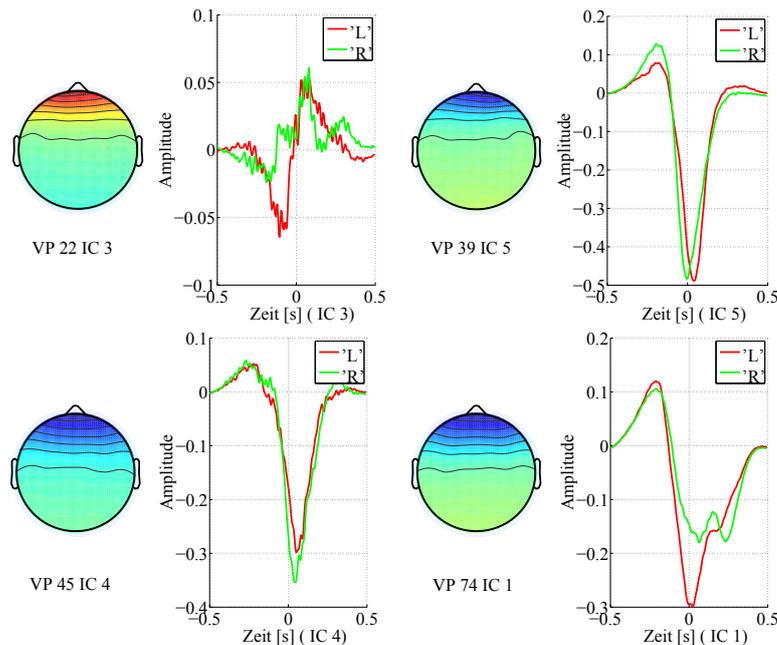


Abbildung 6.9: Die Abbildung zeigt beispielhaft die interpolierten Projektionen der Koeffizienten jener unabhängigen Linearkombinationen der EEG-Daten, welche die jeweils höchste Korrelation mit der aufgezeichneten vertikalen Augenbewegung (EOG) aufweisen. Jeweils rechts werden die nach Reaktion getrennten Mittel der jeweiligen Komponentenaktivität abgebildet.

Prädiktion einer Fingerbewegung mit einem BCI – eigene Ergebnisse

Aus den Ergebnissen der klassischen EEG-Signalanalyse konnten temporale (LRP) und spektrale (ERSP) Indikatoren der Bewegungsvorbereitung über den jeweils zuständigen motorischen Arealen im EEG vor einem Tastendruck identifiziert werden. In ihren Arbeiten zu Brain-Computer-Interfaces schlugen Blankertz et al. (2002a, 2006b) und Krauledat et al. (2004a,b) insbesondere das LRP als Merkmal zur Prädiktion von geplanten Fingerbewegungen bzw. Tastendrücken vor. Zur Extraktion des LRP aus den EEG-Signalen verwenden Blankertz et al. (2002a) sowie Dornhege (2006) die letzten 150 ms des EEG-Signals von 27 Elektroden vor dem Tastendruck und tasten diese mit 20 Hz ab. So werden für jede rechte bzw. linke Fingerbewegung entsprechende Merkmalsvektoren mit jeweils drei Werten pro EEG-Kanal (3-Tupel) erzeugt (vgl. Abb. 6.10).

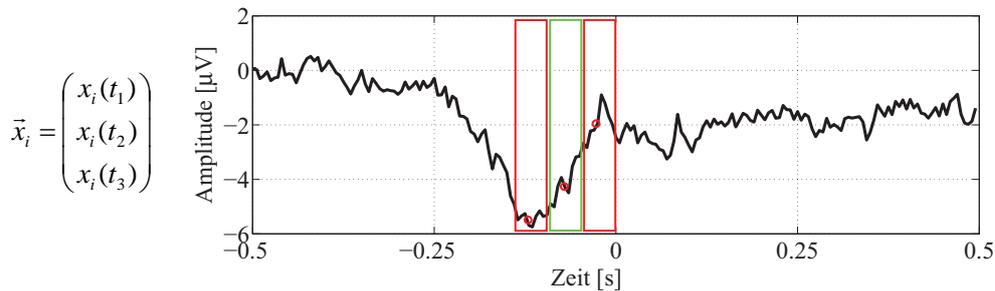


Abbildung 6.10: Die Abbildung zeigt die Extraktion von temporalen Mustern mit einem 3-Tupel als Merkmalsvektor für das Signal an Elektrode i .

Krauledat et al. (2004a,b) verwenden auch die EEG-Daten der letzten 150 ms bzw. 200 ms vor dem Tastendruck und tasten diese jeweils mit 20 Hz ab, um entsprechend ein 3- bzw. 4-Tupel an Signalmerkmalen für jeden Tastendruck zu bilden. In einer späteren Arbeit verwenden Blankertz et al. (2006b) auch die letzten 200 ms, um den zeitlichen Verlauf des LRP entsprechend als Merkmal erfassen zu können. Tabelle 6.5 fasst die extrahierten Merkmale und verwendeten Klassifikationsansätze (vgl. Kap. 4.2.3) der einschlägigen Literatur in diesem Bereich entsprechend zusammen.

Tabelle 6.5: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den aktuellen Stand der Literatur zur Klassifikation von antizipativen motorischen EEG-Potentialen mit einem Brain-Computer-Interface zur Bewegungsprädiktion.

Extraktion des LRP	Merkmal	Merkmalsraum	Klassifikator
Blankertz et al. (2002a), Dornhege (2006)	[-150 ms 0 ms] (3-Tupel)	3×27	LDA, RLDA
Krauledat et al. (2004a)	[-200 ms 0 ms] (4-Tupel)	4×128	RLDA
Krauledat et al. (2004b)	[-150 ms 0 ms] (3-Tupel)	3×128	RLDA
Blankertz et al. (2006b)	[-200 ms 0 ms] (4-Tupel)	4×128	RLDA

6 Experimente

In der weiteren Analyse werden die vorgeschlagenen Verfahren der Merkmalsextraktion und Klassifikation auf die aufgenommenen Daten des Tastendruckexperiments angewendet, um die Validität der Implementierung der in Kap. 4.2.3 vorgestellten Verfahren überprüfen zu können. Im Folgenden werden dazu die Verfahren LDA, RLDA (vgl. Gleichung 4.8) und SLDA (vgl. Gleichung 4.9) auf den extrahierten Merkmalen eines jeweils 3-Tupels der letzten 150 ms (\times LDA-3) und einem 4-Tupel der letzten 200 ms (\times LDA-4) der EEG-Daten vor jedem linken bzw. rechten Tastendruck angewendet. Für die aufgenommenen Datensätze ergeben sich so jeweils Merkmalsräume mit 96 (3×32) und 128 (4×32) Dimensionen. Um die Klassifikationsergebnisse mit denen von Blankertz et al. (2002a, 2006b) und Krauledat et al. (2004a,b) vergleichen zu können, werden in den EEG-Daten Zeitfenster von einer Sekunde Länge (-0,5 s bis 0,5 s) um den jeweiligen Tastendruck gebildet, entsprechend der Reaktion gekennzeichnet ('L' bzw. 'R') und anschließend zwischen 0,4 und 4,5 Hz mit einem FFT-Filter gefiltert. Anschließend werden entsprechend der gewählten Unterabtastung die letzten 150 ms bzw. 200 ms der Daten vor jedem Tastendruck in 3 bzw. 4 äquidistante Zeitintervalle unterteilt, deren jeweiliger Mittelwert als Merkmalsvektor zurückgegeben wird. Für diese 'LRP-Merkmalsverteilungen' wird anschließend ein entsprechender linearer Klassifikator (\times LDA- \times) für jeden Probanden trainiert und dessen Erkennungsleistung einer Fingerbewegung bzw. eines Tastendruckes durch eine Kreuzvalidierung geschätzt (vgl. Kap. 4.2.3).

Abbildung 6.11 fasst den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler jedes Probanden über die entsprechenden Merkmalsextraktionen (3- bzw. 4-Tupel) und die verschiedenen Verfahren der Kovarianzschätzung (Regularisierung) bei der Klassifikatorbildung in einem Box-Whisker-Plot zusammen. Abgebildet werden neben dem Median (rote Linie) auch das obere und untere Quantil (25% / 75%). Die Länge der Whisker beträgt standardisiert das $\pm 2,7$ -fache der Standardabweichung. Dies gilt für alle in dieser Arbeit abgebildeten Box-Whisker-Plots. Die Ergebnisse eines Paarvergleichs auf Unterschiede durch einen U-Test der in Abbildung 6.11 dargestellten Klassifikationsfehler zeigt Tabelle 6.6.

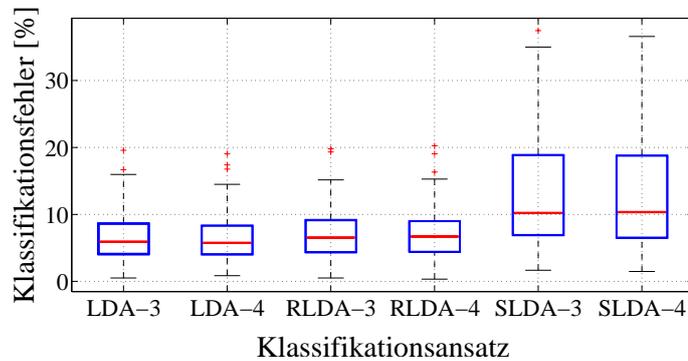


Abbildung 6.11: Der Box-Whisker-Plot zeigt über alle Probanden eine Zusammenfassung der 'leave-one-out'-kreuzvalidierten Klassifikationsfehler der Prädiktion einer zukünftigen Fingerbewegung bzw. Tastendruck ('L' | 'R') über verschiedene Merkmalsvektoren (3- und 4-Tupel) und lineare Klassifikationsansätze (LDA | RLDA | SLDA, vgl. Kap. 4.2.3).

Tabelle 6.6: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede zwischen den Klassifikationsergebnissen der verwendeten Klassifikationsansätze auf den Daten des Experiments 1 (vgl. Abb. 6.11).

Paarvergleich (U-Test)	n	Z	p
LDA-3 LDA-4	51 51	0,0870	0,9307
RLDA-3 RLDA-4	51 51	0,1740	0,8619
SLDA-3 SLDA-4	51 51	0,1439	0,8856
LDA-3 RLDA-3	51 51	-0,6124	0,5403
LDA-4 RLDA-4	51 51	-0,6626	0,5076
LDA-3 SLDA-3	51 51	-3,9587	$\leq 0,001$
LDA-4 SLDA-4	51 51	-3,8249	$\leq 0,001$
RLDA-3 SLDA-3	51 51	-3,5137	$\leq 0,001$
RLDA-4 SLDA-4	51 51	-3,4200	$\leq 0,001$

Der Median für die LDA ohne Regularisierung liegt für das 3-Tupel pro LRP bei 5,93% und für das 4-Tupel bei 5,7%. Vergleichbare Mediane zeigen sich für die regularisierte LDA (RLDA). Für das 3-Tupel liegt der Median bei 6,59% und für das 4-Tupel bei 6,68%. Für die Regularisierung mit dem Ansatz SLDA zeigen sich deutlich schlechtere Ergebnisse. Die Mediane der Klassifikationsfehler liegen für dieses Verfahren der Kovarianzschätzung bei über 10% für beide Merkmalsextraktionen. Die Verteilung der Klassifikationsfehler der verwendeten Verfahren zur Erzeugung der Entscheidungsflächen zeigt nur für die SLDA eine signifikant schlechtere Klassifikationsleistung (vgl. Tab. 6.6). Dieses Ergebnis ist nicht überraschend, da mit mehr als 500 Fingerbewegungen bzw. Tastendrücken ('L' | 'R') für jeden Probanden eine entsprechende Kovarianz der Merkmalsverteilung aus 5-mal mehr Daten als Dimensionen des Merkmalsraumes (96, 3×32 und 128, 4×32) geschätzt werden. Da hier keine Singularitäten in den Schätzungen der Kovarianzen auftreten, führen die Regularisierungsverfahren auch zu keiner Verbesserung der Klassifikationsleistung. In den aufgenommenen Daten zeigen sich weiter keine signifikanten Unterschiede in Bezug auf die Wahl der LRP-repräsentierenden temporalen Merkmale (3- bzw. 4-Tupel) bei allen Klassifikationsansätzen (vgl. Tab. 6.6).

Wie in Kapitel 4.2.3 beschrieben, können aus den Koeffizienten der Entscheidungsebene die klassifikationsrelevanten Dimensionen abgeleitet werden. Abbildung 6.12 zeigt dazu eine Projektion dieser Koeffizienten für Proband 22. Die zeitliche Abfolge der Koeffizientenmaxima und -minima in der Topografie entspricht dabei der erwarteten Verteilung über den motorischen Arealen. Der Betrag der Koeffizienten kann als Maß der Bedeutung dieses EEG-Kanals für die Klassifikationen interpretiert werden. Diese Topografie beschreibt die Charakteristik eines bipolaren Filters, der den größten Unterschied zwischen den Hirnhälften herausarbeitet. Für alle Probanden zeigen sich eindeutige Lateralisierungen der Koeffizienten, die zum Tastendruck hin stärker werden. Die umgekehrten Vorzeichen (rot: positiv, blau: negativ) dieser Koeffizienten spiegeln dabei den Unterschied in der hemisphärischen hirnelektrischen Aktivität des motorischen Kortex wider.

6 Experimente

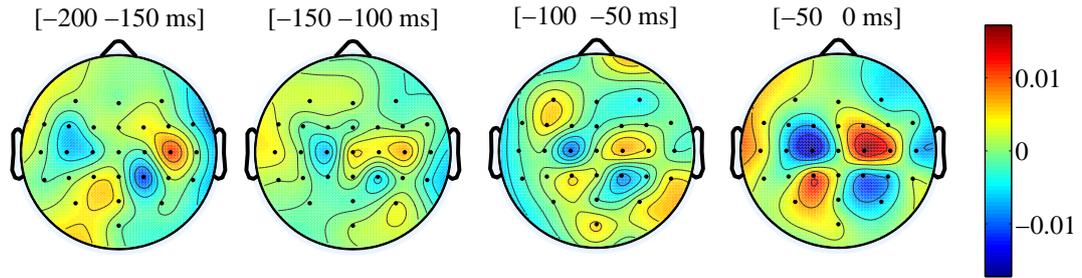


Abbildung 6.12: Die Abbildung zeigt die interpolierte Projektion der Koeffizienten der trennenden Entscheidungsebene (RLDA-4) über die Elektrodenpositionen des Probanden 22 (Kopf von oben, Nase vorn und Elektrodenpositionen). Gewichtet werden die Elektroden direkt über den linken und rechten motorischen Arealen.

Da die Koeffizienten der Entscheidungsebene so bestimmt wurden, dass sich eine maximale Klassifizierbarkeit für jeden Einzelversuch (Tastendruck) einstellt, bestätigen die Topografien den durch das LRP repräsentierten Unterschied in der motorischen Aktivität bei Bewegungen des jeweils rechten und linken Zeigefingers auch für jede einzelne Bewegung. Mit einer durchschnittlichen kreuzvalidierten Klassifikationsgüte von ca. 95% über alle 51 Probanden werden die Ergebnisse von Blankertz et al. (2002a, 2006b) sowie Krauledat et al. (2004a,b) mit einer weitaus größeren Stichprobe bestätigt.

Als Schlussfolgerung aus diesen Analysen kann gezogen werden, dass bei entsprechend großer Anzahl an Versuchen bzw. Durchgängen (Trials) keine Verfahren zur Regularisierung der Schätzung von Merkmalsverteilungen bei der Klassifikatorbildung notwendig sind. Für die Wahl der LRP-repräsentierenden Merkmale (3- bzw. 4-Tupel) konnten keine signifikanten Unterschiede beobachtet werden. Da keiner der verwendeten Klassifikationsansätze einen anderen dominierte, werden im weiteren Verlauf dieser Arbeit alle Ansätze gleichermaßen angewendet und entsprechend die Klassifikationsleistungen in den verschiedenen Experimenten gegenübergestellt.

Um die Erkenntnisse zu neuronalen Prozessen der Bewegungsvorbereitung in diesem Experiment auch funktional über die ICA objektiv validieren zu können, werden im Folgenden die gleichen temporalen Merkmale des LRP (4-Tupel) nicht aus dem EEG direkt extrahiert, sondern aus den über die ICA gebildeten unabhängigen Linearkombinationen dieser Daten jedes einzelnen Probanden. Die auf diesen Daten trainierte Entscheidungsebene differenziert so maximal zwischen den unabhängigen Linearkombinationen im zeitlichen Verlauf des LRP. Aus den Koeffizienten der Entscheidungsebene wird so die rein mathematische Bedeutung jeder einzelnen Komponente unabhängig von deren Topografie für die Klassifikation abgeleitet werden. Abbildung 6.13 zeigt dazu die Koeffizienten der auf den unabhängigen Komponenten des Probanden 22 trainierten Entscheidungsebene für den zeitlichen Verlauf der motorischen Bewegungsvorbereitung.

Die Koeffizienten der trainierten 'ICA-Entscheidungsebene' für den Probanden 22 zeigen eine deutliche Gewichtung der Komponenten IC 12, IC 17 und IC 28 für das gewähl-

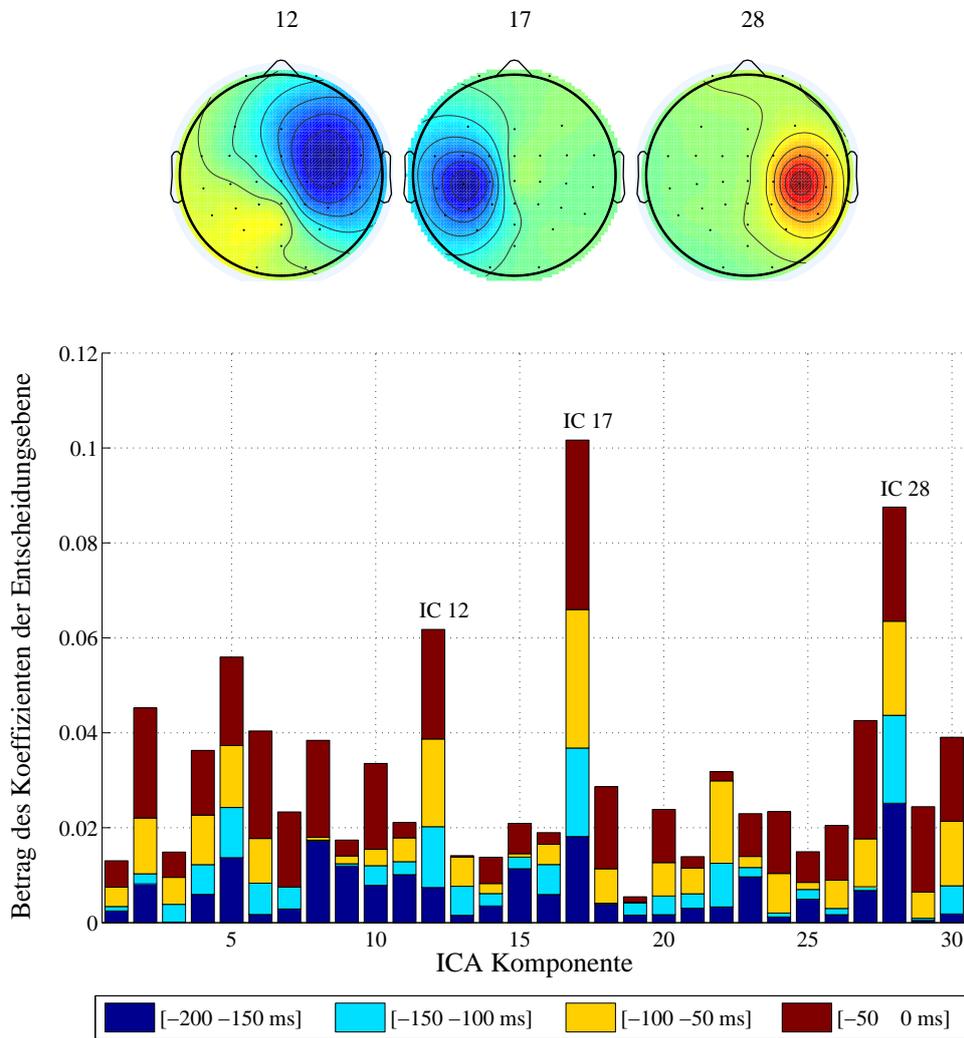


Abbildung 6.13: Das Säulendiagramm zeigt den Betrag der Koeffizienten der berechneten Entscheidungsebene (RLDA-4) für jedes temporale Merkmal und unabhängige Komponente der EEG-Daten des Probanden 22. Die Komponenten IC 12, 17 & 28 werden dabei am meisten gewichtet. Oben werden für diese Komponenten jeweils die interpolierten Koeffizienten der unabhängigen Linearkombinationen abgebildet (Kopf von oben, Nase vorn und Elektrodenpositionen).

6 Experimente

te temporale Merkmal und bestätigen, dass sich die EEG-Daten dieses Probanden vor einer rechten bzw. linken Bewegungsausführung auch in der Aktivität dieser unabhängigen Komponenten klassifizierbar unterscheiden (vgl. dazu Abb. 6.13). In Verbindung mit der Rekonstruktion der äquivalenten Dipole, der für die Klassifikation relevanten Komponenten (vgl. Tab. 6.4) kann somit geschlussfolgert werden, dass tatsächlich die neuronalen Prozesse der Bewegungsvorbereitung aus dem EEG extrahiert und zur Prädiktion der Bewegungsausführung genutzt werden können.

Im Folgenden wird dieser Ansatz automatisiert auf jeden Probanden angewendet. Für jede individuelle 'ICA-Entscheidungsebene' werden die vier für die Klassifikation bedeutendsten Linearkombinationen ausgewählt (die vier größten Koeffizienten) und entsprechend ihr äquivalenter Dipol rekonstruiert. Anschließend werden alle Dipolpositionen entsprechend ihrer Koordinaten zu Clustern zusammengefasst (k-Means-Algorithmus, Statistik Toolbox *MATLAB*). Abbildung 6.14 zeigt alle äquivalenten Dipole sowie zwei motorische Cluster dieser Quellen klassifikationsrelevanter hirnelektrischer Aktivität.

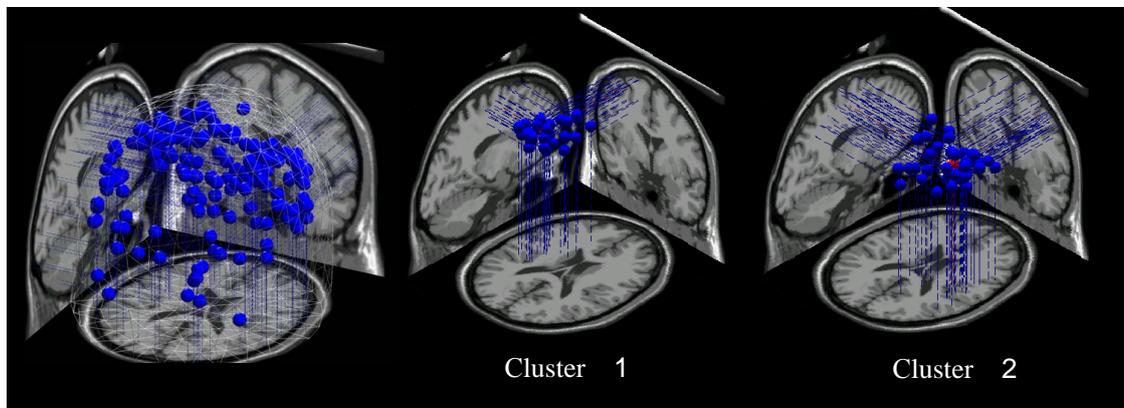


Abbildung 6.14: Die Abbildung zeigt links eine Zusammenfassung aller 204 äquivalenten Dipole (51 Probanden), die für die individuelle Klassifikation relevant sind und rechts zwei Cluster in den motorischen Hirnbereichen.

Das Zentrum des Clusters 1 (36 Komponenten) wird durch den Talairach Atlas im Bereich des linken prämotorischen Kortex und das Zentrum des Clusters 2 (48 Komponenten) im Bereich des rechten primär-motorischen Kortex verortet. Die restlichen automatisch ausgewählten Komponenten verteilen sich auf weitere fünf Cluster, die im Wesentlichen Aktivität frontaler und visueller Strukturen (Cluster 3 & 4) sowie die des rechten und linken Schläfenmuskels (Cluster 5 & 6) repräsentiert (vgl. Abb. 6.15). Als Ergebnis dieser rein datengetriebenen Analyse zeigt sich, dass sich im zeitlichen Bereich des LRP (bis 200 ms vor dem Tastendruck) die statistisch unabhängige hirnelektrische Aktivität vor linken und rechten Tastendrücken in verschiedenen Bereichen des Gehirns über alle Probanden klassifizierbar – in jedem Trial – unterscheidet. Dabei handelt es sich um Hirnbereiche, die auch in der von Platt (2002) beschriebenen Entscheidungsschleife (vgl. Abb. 3.8) postuliert werden. Es wird allerdings deutlich, dass auch die Aktivität von nicht neuronalen Quellen einen Beitrag zur Klassifizierbarkeit leistet. Selbst in diesem

hoch-kontrollierten Experiment kann ein Einfluss von Muskelartefakten auf die Klassifikation nicht eindeutig ausgeschlossen werden (vgl. Abb. 6.15, Cluster 5 & 6).

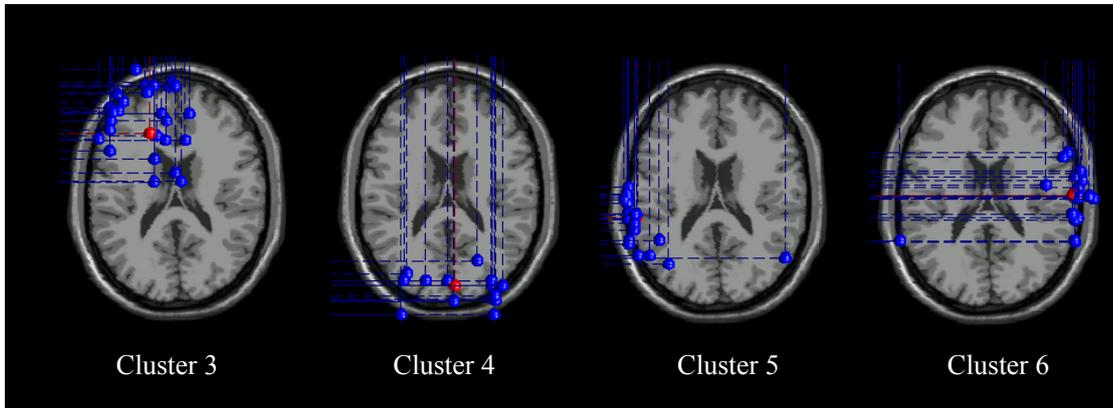


Abbildung 6.15: Die Abbildung zeigt ergänzend zu Abb. 6.14 vier weitere gebildete Cluster der für die individuelle Klassifikation relevanten äquivalenten Dipole aller Probanden. Jeweils rot werden die Clusterzentren dargestellt.

Ausgehend von der Annahme, dass unabhängige neuronale Aktivitäten auch unabhängige Muster in den EEG-Daten erzeugen, konnte die Charakteristik des LRP durch unabhängige Linearkombinationen (IC) der EEG-Kanäle beschrieben werden. Die LRP-spezifische Merkmalsextraktion und Klassifikation mit einem Brain-Computer-Interface zeigt, dass sich rechte und linke Fingerbewegungen nicht nur im über alle Versuche gemittelten LRP der EEG-Daten unterscheiden, sondern sich auch für jede einzelne Fingerbewegung. Durch den Ansatz, das Oberflächen-EEG in seine statistisch unabhängigen Bestandteile mit der ICA zu zerlegen und deren Aktivität durch einen äquivalenten Dipol zu rekonstruieren, gelang eine Untersuchung von Unterschieden des elektrischen Verhaltens räumlich differenzierter neuronaler Strukturen. So konnten im LRP repräsentierenden Zeitbereich (bis 200 ms vor Bewegungsbeginn) jene Areale identifiziert werden, in denen sich die Aktivität zwischen linken und rechten Fingerbewegungen vor jeder Bewegungsausführung unterscheidet. Abbildung 6.14 zeigt in Cluster 1 & 2 die prototypische Aktivität der motorischen Zentren an denen sich 200 ms vor einem Tastendruck die im EEG erfasste hirnelektrische Aktivität fingerspezifisch bzw. körperseitig unterscheidet. Im weiteren Verlauf dieser Arbeit dienen diese neuronalen Bereiche als Referenz zur Verifikation der Dipolrekonstruktionen von unabhängigen Linearkombinationen, die eine LRP-ähnliche Signalcharakteristik in der Analyse der ereigniskorrelierten Potentiale im EEG aufweisen. Obwohl es sich bei diesem Experiment um eine hoch-kontrollierte Laboruntersuchung handelt, in der sich die Probanden nur minimal bewegten, zeigt sich, dass nicht alle tastendruckspezifischen Veränderungen des EEG auch tatsächlich neuronalen Ursprung haben, sondern auch durch Artefakte wie z.B. Muskelbewegung oder Augenbewegung verursacht worden sein können.

6.1.4 Zusammenfassung

Aus Experiment 1 (Tastendruck) konnten wertvolle Erkenntnisse zu Korrelaten des EEG für den Übergang von Bewegungsauswahl zur -ausführung bei einfachen Fingerbewegungen abgeleitet werden. Durch die ICA gelang eine Differenzierung der Aktivität motorischer Areale in den EEG-Signalen, die es erlaubt, den temporalen Verlauf des bekannten LRP entsprechend einer validen neuronalen Quelle – dem motorischen Kortex – eindeutig zuzuordnen. Somit scheint der in dieser Arbeit verwendete Ansatz und dessen entsprechende Implementierung geeignet, um die neuronalen Prozesse der Bewegungsvorbereitung eines Menschen mit dem EEG untersuchen zu können.

Weiter konnte gezeigt werden, dass durch einen auf dem zeitlichen Verlauf des LRP trainierten linearen Klassifikator eine Prädiktion der Fingerbewegung mit einem BCI möglich ist und so der Stand der Forschung in diesem Bereich reproduziert werden konnte. Ein Teil dieser Ergebnisse sowie die detaillierte Beschreibung des Paradigmas ist in Zander, Kothe, Mann, Welke und Rötting (2007) veröffentlicht worden.

Die Kernaussagen und Schlussfolgerungen der Analysen und Berechnungen aus diesem Experiment können wie folgt zusammengefasst werden:

- Es existieren valide und reliable Muster im EEG, die mit motorischen Vorbereitungsprozessen in Verbindung gebracht werden.
- Diese Muster und insbesondere das lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) können unter Laborbedingungen sehr gut repliziert werden.
- Da nur jeweils die rechte oder linke Hand bewegt wird, ermöglicht der Unterschied in der hirnelektrischen Aktivität des jeweils linken und rechten motorischen Kortex eine Prädiktion der Bewegungsabsicht unmittelbar vor der Bewegungsausführung (Tastendruck) durch eine räumliche Gewichtung der relevanten EEG-Signale durch den Klassifikationsansatz.
- Durch moderne Signalverarbeitungsverfahren konnte der neuronale Ursprung des LRP differenziert und als klassifikationsrelevant identifiziert werden. Es besteht kein Grund zu der Annahme, dass die Klassifikation der Bewegungsabsicht durch artifizielle paradigmengedungte (versuchsspezifische) Veränderungen der Hirnaktivität der Probanden beeinflusst wurde. Eine Übertragbarkeit der Klassifizierbarkeit der Lateralisierung des motorischen Bereitschaftspotentials auf Anwendungen außerhalb des Labors mit einem anderen Paradigma scheint möglich.

6.2 Experiment 2 – 'LCT - Simulatorexperiment'

Ob die Ergebnisse zur neuronalen Bewegungsprädiktion aus Experiment 1 auch auf die motorische Vorbereitung von beidhändigen Lenkmanövern übertragen werden können, soll mit der nachfolgend beschriebenen Versuchsanordnung überprüft werden. Dazu wurden die Probanden gebeten, wiederholt Spurwechsel im Lane-Change-Test (LCT) in einem Fahrsimulator auszuführen (Mattes, 2003). Ziel dieser Studie ist es zu überprüfen, ob auch für die motorische Vorbereitung vor Lenkmanövern das lateralisierte motorische Bereitschaftspotential (LRP) beobachtet werden und zur Klassifikation der Lenkrichtung genutzt werden kann. Insbesondere soll so gezeigt werden, ob die in Kapitel 3.2.2 erarbeiteten Erkenntnisse zu den Unterschieden der in rechten und linken Lenkmanövern aktiven Muskelgruppen auch zu klassifizierbaren Unterschieden der hemisphärischen motorischen Hirnaktivität vor der Bewegungsausführung führen und somit die Richtung des Spurwechselmanövers, vor dessen tatsächlicher Ausführung präzisiert werden kann.

6.2.1 Probanden und Versuchsaufbau

An dieser Untersuchung nahmen 27 Probanden teil. Bei zwei Probanden musste der Versuch aufgrund der Simulatorkrankheit (Kolasinski et al., 1995) abgebrochen werden. In der weiteren Analyse der hirnelektrischen Aktivität vor einem Spurwechselmanöver werden so die Datensätze von 25 Probanden (15 weiblich und 10 männlich) verwendet. Das Alter der Probanden lag zwischen 20 und 34 Jahren (M: 26,16, σ : 3,64). Alle Probanden waren rechtshändig und gaben an zum Zeitpunkt der Untersuchung frei von neurologischen Erkrankungen zu sein. Für die Teilnahme an dieser Untersuchung wurde eine Aufwandsentschädigung in einer Höhe von 20 Euro gezahlt.



Abbildung 6.16: Das Bild links zeigt die in Experiment 2 verwendete Sitzkiste und rechts die Streckenansicht der Fahrsimulation im LCT.

Zu Beginn des Experiments wurden die Versuchspersonen über den Zweck der Studie, den Ablauf und die verwendete Messtechnik informiert. Nachdem die Probanden eine Einverständniserklärung unterschrieben hatten, wurden diese mit der Messtechnik präpariert und konnten sich mit dem Fahrsimulator vertraut machen. Die Aufgabe jedes Probanden bestand darin auf einer dreispurigen Straße wiederholt Spurwechsel mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten (60 km/h, 80 km/h und 100 km/h) in jeweils einem

6 Experimente

Versuchsblock mit fest eingestellter Geschwindigkeit auszuführen. Die Reihenfolge der einzelnen Versuchblöcke wurde über die Probanden hinweg randomisiert. Eine Interaktion mit den Füßen war nicht notwendig. Es wurde keine Pedalerie eingesetzt. Weiter wurden die Probanden aufgefordert, dauerhaft beide Hände am Lenkrad zu halten. Im Versuchsaufbau wurde eine Sitzkiste, die in Abmessung und Ausstattung dem Cockpit eines VW Touran Baujahr 2003 entspricht, verwendet (vgl. Abb. 6.16). Zur Steuerung der Simulation wurde die Technik eines PC-Spielelenkrads (Logitech) in diese Sitzkiste integriert. Als Simulation wurde der in Mattes (2003) beschriebene Lane-Change-Test (LCT) verwendet. Die Probanden wurden instruiert, die Spurwechsel so schnell wie möglich nach der visuellen Reaktionsaufforderung durchzuführen. Dazu werden entlang der Strecke auf der rechten und linken Seite weiße Schilder dargestellt, auf denen die anzusteuernde Spur jeweils 40 m vor dem Passieren des Schildes angezeigt wird. Die visuellen Stimuli auf den Schildern folgen dabei der Form $[\uparrow XX]$ für die linke, $[X \uparrow X]$ für die mittlere und $[XX \uparrow]$ für die rechte Spur. Je nachdem auf welcher Spur sich der Proband gerade befindet, werden so Lenkmanöver nach rechts und nach links indiziert. Weiter wurden die Probanden instruiert die Information auf beiden Schildern (rechts und links der Strecke) gleichzeitig zu betrachten und nicht eine der Fahrbahnseiten zu fixieren. Um eine Anpassung des Lenkverhaltens auf die zeitliche Dynamik der Stimulusgabe zu vermeiden, sind die Abstände zwischen den Schildern nicht äquidistant und schwanken zwischen 140 m und 160 m. Je nach eingestellter Geschwindigkeit ergeben sich so unterschiedliche Interstimulusintervalle (ISI) für die Reaktionsaufforderungen zu einem Spurwechsel (vgl. Tab. 6.7). Jeder Versuchsblock dauerte maximal 20 Minuten oder 160 Spurwechselmanöver. Für die Bedingung '60 km/h' können so etwa 136 Spurwechsel initiiert werden. In den Bedingungen '80 km/h' und '100 km/h' verkürzen sich die Versuchsblöcke um 2 bzw. 5 Minuten. Zwischen jedem Versuchsblock entspannten sich die Probanden in einer 5-minütigen Pause.

Tabelle 6.7: Die Tabelle zeigt den gemittelten zeitlichen Abstand der Reaktionsaufforderung zu einem Spurwechsel (ISI, Interstimulusintervall) in Experiment 2.

Geschwindigkeit	\overline{ISI}
60 km/h	8,7145 s
80 km/h	6,5214 s
100 km/h	5,3087 s

Leider wurde der LCT nicht für Untersuchungen im biophysiologicalen Kontext entwickelt und erfüllt nicht die Anforderungen an eine entsprechende Erfassung der fahrdynamischen Parameter. Die zeitliche Abtastung der Stellung des Lenkrads ist nicht äquidistant und schwankt in der Datenaufzeichnung. Somit scheidet eine Post-Rekonstruktion des Beginns des Lenkmanövers (Sprung im Lenkradwinkel) aus den Log-Dateien des Simulators aus. Um das Lenkverhalten der Probanden während der Versuchsdurchführung zumindest zeitlich synchron zu den biophysiologicalen Daten erfassen zu können, wurde

die Ausgabe aller Daten des LCT über die Netzwerkschnittstelle des Simulatorrechners simultan ausgegeben und mit *LabView* ausgewertet. Aus diesem Datenstrom wurden neben der Information über die Spur, auf die gewechselt werden soll, auch der Lenkbeginn erfasst und über die LPT-Schnittstelle an das EEG-System als Trigger gesendet. Der Lenkbeginn wurde dabei in *LabView* als Sprung im Lenkradwinkelsignal um mehr als 5° unmittelbar nach einem visuellen Stimulus definiert. Als Trigger wurden letztendlich die visuellen Richtungsstimuli und die Richtung des Lenkmanövers in den Marker-Dateien der EEG-Aufzeichnungssoftware *BrainVision Recorder* erfasst. Diese Zeitpunkte werden im Folgenden als Beginn des jeweiligen Lenkmanövers verstanden und im Weiteren zur Analyse der unmittelbar vorausgehenden Hirnaktivität herangezogen.

Abweichend zu Experiment 1 wurde die hirnelektrische Aktivität der Probanden in diesem Experiment mit 32 Ag/AgCl-Aktivelektroden (ActiCap, Brainproducts GmbH) in einer vergleichbaren Standardmontage erfasst (vgl. Abb. 6.17). Bei diesem System handelt es sich um aktive Elektroden, die das erfasste Signal bereits in der Elektrode mit Algorithmen zur Rauschunterdrückung verarbeiten. Analog zu Experiment 1 wurde auch die horizontale und vertikale Augenbewegung (EOG) und die Muskelspannung (EMG) an beiden Unterarmen abgeleitet. Diese bioelektrischen Daten wurden mit 1000 Hz abgetastet und entsprechend zur späteren Auswertung aufgezeichnet.

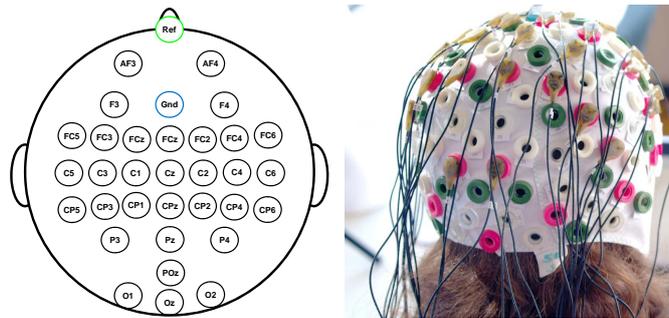


Abbildung 6.17: Die Abbildung zeigt links schematisch die Elektrodenmontage für Experiment 2 und rechts die verwendeten EEG-Elektroden und Kappe.

6.2.2 Analyse der Leistungsdaten

Für die Auswertung der Leistungsdaten der Probanden wurden die Marker-Dateien des *BrainVision Recorder* mit *MATLAB* ausgewertet. Die Lenkreaktionen wurden in diesem Experiment, wie im vorherigen Abschnitt beschrieben, während der Versuchsdurchführung automatisiert erfasst. Aus diesen Daten wurden die Anzahl, die Richtung und die Reaktionszeit der ausgeführten Lenkmanöver ermittelt. Tabelle 6.8 zeigt in einer Zusammenfassung die über alle 25 Probanden erfassten Lenkmanöver während der Versuchsdurchführung. Abbildung 6.18 zeigt in einem Box-Whisker-Plot eine Zusammenfassung der Reaktionszeiten (Mediane) aller Probanden nach Lenkrichtung und gefahrener Geschwindigkeit. Dabei unterscheiden sich die Reaktionszeiten zwischen den Lenkmanövern nach links nicht signifikant (alle $p > 0,01$) von denen nach rechts (vgl. Tab. 6.9).

6 Experimente

Tabelle 6.8: Die Tabelle zeigt eine Zusammenfassung der erfassten Lenkreaktion aller 25 Probanden während des LCT in Experiment 2.

Geschwindigkeit	Lenkmanöver nach 'L'	Lenkmanöver nach 'R'	Σ
60 km/h	1046	1673	2719
80 km/h	1252	1836	3088
100 km/h	1283	1692	2975
Σ	3581	5201	8782

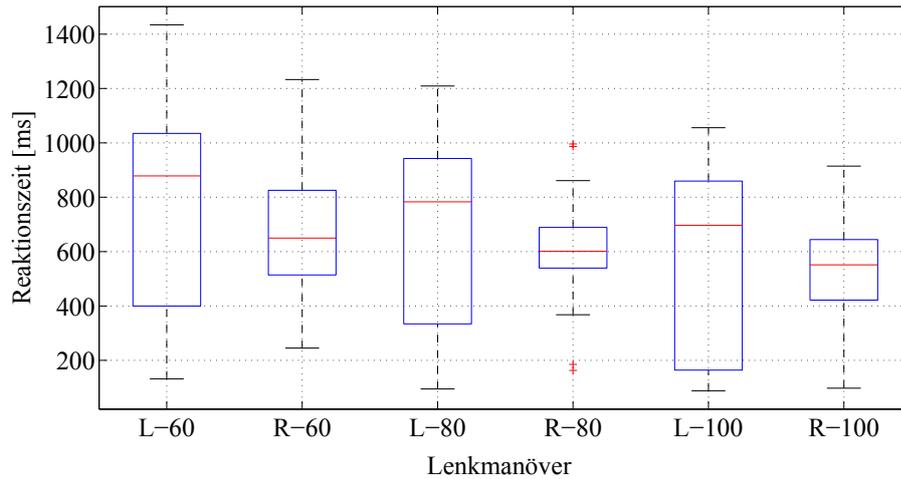


Abbildung 6.18: Die Abbildung zeigt eine Übersicht über die Mediane der Reaktionszeiten aller Probanden differenziert nach Richtung der Lenkmanöver ('L' & 'R') bei entsprechender Geschwindigkeit (60, 80, 100 km/h).

Tabelle 6.9: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) der Paarvergleiche zu Unterschieden in den richtungs- und geschwindigkeitsspezifischen Reaktionszeiten für Abbildung 6.18.

Vergleich (U-Test)	n	Z	p
'L-60' 'R-60'	25 25	1,6590	0,0971
'L-80' 'R-80'	25 25	1,3970	0,1624
'L-100' 'R-100'	25 25	0,4657	0,6415
'L-60' 'L-80'	25 25	1,2030	0,2290
'L-80' 'L-100'	25 25	1,0478	0,2947
'L-60' 'L-100'	25 25	2,0955	0,0361
'R-60' 'R-80'	25 25	0,7373	0,4609
'R-80' 'R-100'	25 25	1,1933	0,2328
'R-60' 'R-100'	25 25	1,7172	0,0859

Mit einer mittleren Reaktionszeit von 630 ms über alle Lenkmanöver, Geschwindigkeiten und Probanden liegt diese deutlich über den Reaktionszeiten, die Wierwille et al. (1983) für erwartete Lenkmanöver ermittelte. Auffällig ist, dass die Reaktionszeiten aller Lenkmanöver nach links eine größere Varianz als jene nach rechts aufweisen. Dies kann an der Lenkgeschwindigkeit nach links und dem gewählten 5° -Lenkradwinkelsprungkriterium in Verbindung mit dem nicht konstanten Sampling der Lenkradstellung liegen. Dafür gibt es jedoch keine weiteren Anhaltspunkte.

Für die Interpretation der EEG-Signale unmittelbar vor einem Lenkmanöver ist der zeitliche Abstand des vorausgehenden Manövers relevant, um eine direkte Überlappung der involvierten neuronalen Prozesse ausschließen zu können. Abbildung 6.19 zeigt dazu die gemittelten Lenkradwinkel und resultierenden Trajektorien entsprechend der gefahrenen Geschwindigkeiten über alle Probanden der jeweils ersten fünf Reaktionsaufforderungen bzw. Spurwechsel. So wird deutlich, dass sich die Zeiten zwischen den einzelnen Lenkreaktionen geschwindigkeitsabhängig verändern. So verkürzen sich bei steigender Geschwindigkeit die Phasen, in denen sich das Fahrzeug auf der Fahrspur in Geradausfahrt bzw. sich das Lenkrad in 0° -Stellung vor einer Spurwechsellaufforderung befindet. Insbesondere der gemittelte Lenkradwinkelsignalverlauf für 100 km/h zeigt, dass sich in dieser Bedingung die Lenkmanöver sehr dicht aneinander reihen.

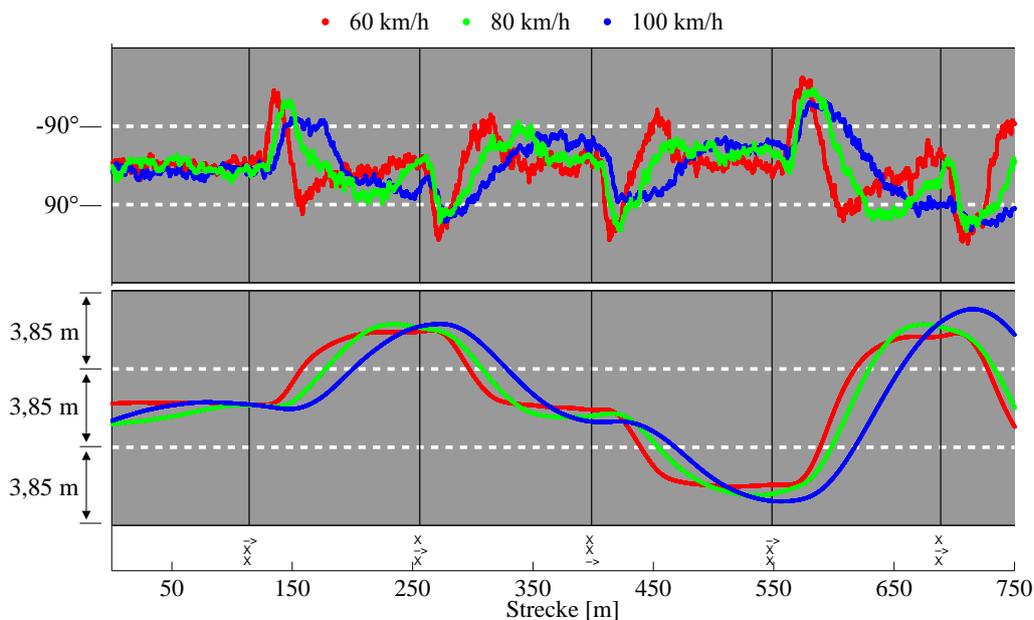


Abbildung 6.19: Die Abbildung zeigt oben das gemittelte Lenkradwinkelsignal und unten die gemittelten Trajektorien aller Probanden bei entsprechender Geschwindigkeit (60, 80, 100 km/h) der ersten fünf Spurwechsel.

Durch die beobachteten Unterschiede in der Fahrzeug- bzw. Lenkradposition unmittelbar vor der Spurwechsellaufforderung werden im Nachfolgenden die EEG-Daten vor den Lenkmanövern für die gefahrenen Geschwindigkeiten getrennt voneinander analysiert.

6.2.3 Analyse der hirnelektrischen Aktivität

Vorverarbeitung der hirnelektrischen Daten

Die Vorverarbeitung der bioelektrischen Signale erfolgt analog zu der in Experiment 1 (vgl. Kap. 6.1.3). Dies betrifft auch die Vorverarbeitung der EEG-Signale zur Bestimmung der statistisch unabhängigen Linearkombinationen in den EEG-Daten jedes Probanden.

Ergebnisse - EEG & EOG

Analog zu Experiment 1 werden für die Analyse der elektrischen Aktivität der motorischen Areale vor Lenkmanövern die Elektrodenpositionen C3 und C4 in der nachfolgenden Analyse betrachtet. Aus der Betrachtung der Lenkwinkel und Trajektorien (vgl. Abb. 6.19) ergibt sich zur Auswertung der EEG-Daten ein geeignetes Zeitfenster beginnend 1 s vor bis 1 s nach dem Lenkbeginn, da hier ein geringer Einfluss des vorherigen Lenkmanövers zu vermuten ist. Für jeden Versuch wurde dabei eine Baseline im Bereich von -1000 ms bis -900 ms vor dem entsprechenden Lenkbeginn gewählt, deren Mittelwert von den übrigen Daten jeder Epoche zur Visualisierung abgezogen wurde. Abbildung 6.20 zeigt dazu das Signalmittel über alle 25 Probanden im *Grand Average*. Dargestellt werden die auf den jeweiligen Lenkbeginn ('L' & 'R') bei entsprechender Geschwindigkeit (60, 80, 100 km/h) gemittelten EEG-Signale an diesen Elektroden sowie die entsprechend gemittelte horizontale (EOGh) und vertikale Augenbewegung (EOGv). Im zeitlichen Verlauf der gemittelten Signale an den Elektroden C3 und C4 zeigt sich, wie in Experiment 1, eine deutliche Positivierung vor dem Lenkradwinkelsprung. Diese Positivierung setzt je nach Geschwindigkeit unterschiedlich ein und erreicht ca. 250 ms vor dem Lenkbeginn mit etwa $2 \mu\text{V}$ ihr Maximum. In der Bedingung 60 km/h setzt die Positivierung dabei für beide Lenkrichtungen bei -750 ms ein, während diese für die Geschwindigkeit 80 km/h später bei -500 ms beginnt. Für die Daten der Bedingung '100 km/h' kann keine deutliche Positivierung in den gemittelten EEG-Signalen über den motorischen Arealen beobachtet werden (vgl. Abb. 6.20, C3 & C4). Um analog zu Experiment 1 den hemisphärischen Unterschied aus den EEG-Signalen herausarbeiten zu können, werden die Signale im lateralisierten Bereitschaftspotential zusammengefasst (vgl. Abb. 6.20, LRP C3/C4). In diesem Signalmittel zeigt sich eine deutliche Negativierung für Lenkmanöver nach rechts als auch für Lenkmanöver nach links für die Bedingungen, in denen die Probanden mit 60 km/h bzw. 80 km/h fahren. Für Lenkmanöver, die mit einer Geschwindigkeit von 100 km/h ausgeführt wurden, kann nur eine sehr kleine Potentialverschiebung beobachtet werden. Die maximale Amplitude des LRP ist in einem Bereich um $-2 \mu\text{V}$ mit der des Tastendruckexperiments vergleichbar (vgl. Abb. 6.3). Im Gegensatz zu den Ergebnissen der reinen Laborstudie unterscheidet sich jedoch der Beginn des Einsetzens dieser Negativierung über die Lenkrichtungen hinweg. So beginnt diese bei Lenkmanövern nach rechts deutlich früher als die beobachtete Negativierung vor Lenkmanövern nach links. Diese Beobachtung liefert einen ersten Ansatzpunkt zur Prädiktion der Lenkrichtung basierend auf den im EEG das LRP verursachenden neuronalen Prozessen der motorischen Vorbereitung.

Zusammenfassend kann an dieser Stelle festgehalten werden, dass die gemittelten EEG-Signale im LRP sich zwar in der Latenz, jedoch nicht in der maximalen Amplitude von den Beobachtungen der EEG-Signale im hoch kontrollierten Tastendruckexperiment unterscheiden. An dieser Stelle ist anzumerken, dass eine Interpretation des LRP nur schwer möglich ist, da in diesem Paradigma mit beiden Händen gelenkt wurde. Im Unterschied zu den Tastendrücker sind bei beidhändigen Lenkreaktionen immer die motorischen Areale auf beiden Hemisphären aktiv. Wird das EEG-Signal durch die Berechnung des LRP räumlich gefiltert, so werden die EEG-Korrelate der motorischen Prozesse der jeweils anderen, auch aktiven, Hemisphäre abgezogen. Somit sind die maximalen Amplituden der gemittelten Hirnpotentiale nur bedingt mit einander vergleichbar. Abweichend zu Experiment 1 kann jedoch ein zeitlicher Unterschied im Einsetzen der Negativierung des LRP zwischen Lenkmanövern nach rechts und links beobachtet werden.

Latenzunterschiede zwischen rechten und linken Lenkmanövern werden auch in den Signalmitteln der horizontalen und vertikalen Augenbewegung deutlich (vgl. Abb. 6.20, EOG_h & EOG_v). So zeigt die über alle Lenkmanöver der Probanden gemittelte horizontale Augenbewegung eine lenkrichtungsspezifische Charakteristik. Die Augen bewegen sich im Mittel etwa 400 ms vor dem Lenkbeginn in Richtung des ausgeführten Spurwechsels nach rechts und etwa 100 ms später nach links für Spurwechsel nach links. Diese zeitliche Verschiebung der Augenbewegung zwischen Lenkmanövern nach rechts und nach links zeigt sich auch in der vertikalen Augenbewegung (EOG_v). Das Signalmittel zeigt hier eine Positivierung, die auch für Lenkmanöver nach rechts früher einsetzt als für Lenkmanöver nach links. Das Auge bewegt sich dabei vor dem Lenkmanöver nach oben. Gemessen an den üblichen Charakteristika von EOG-Signalen sind die Amplituden der Signalmittel jedoch sehr klein (vgl. Tab. 4.2). Dies spricht für keine genaue zeitliche Kopplung der Augenbewegung an das Lenkmanöver. Obwohl die Negativierung im LRP gut 100 ms vor der charakteristischen Signalveränderung des EOG einsetzt, kann eine Verzerrung der EEG-Signale durch die Augenbewegung nicht ausgeschlossen werden.

Die Analyse der spektralen Veränderungen der EEG-Signale an den Elektroden C3 und C4 liefert allerdings eine aus der Literatur bekannte Charakteristik. Abbildung 6.21 zeigt für die entsprechenden Zeit- und Frequenzbereiche signifikante Unterschiede in der log-transformierten spektralen Leistung (ERSP) der EEG-Signale über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Areal aller Probanden für Lenkmanöver nach links (Abb. 6.21, oben) bzw. rechts (Abb. 6.21, unten) exemplarisch für die gefahrene Geschwindigkeit von 80 km/h. Analog zu den Veränderungen des α -Bandes vor einfachen Tastendrücker, wird in diesem Experiment die zeitliche Modulation dieses Frequenzbereichs vor dem Bewegungsbeginn repliziert. Insbesondere für alle Lenkmanöver nach rechts zeigt sich eine signifikante Verringerung ($p \leq 0,001$) der spektralen Leistung (8-12 Hz) in einem Zeitbereich, der mit dem Einsetzen der Negativierung über den motorischen Arealen zusammenfällt (vgl. Abb. 6.20). Unmittelbar vor dem Bewegungs- bzw. Lenkbeginn zeigt sich hingegen ein signifikanter Anstieg der ERSP in genau diesem Frequenzbereich. Für Lenkmanöver nach links kann eine abweichende Charakteristik beobachtet werden. So endet die Desynchronisation des α -Bandes bereits 700 ms vor dem Lenkbeginn (vgl. Abb. 6.21, oben). Vor der Lenkbewegungsausführung synchronisiert (Anstieg der ERSP)

6 Experimente

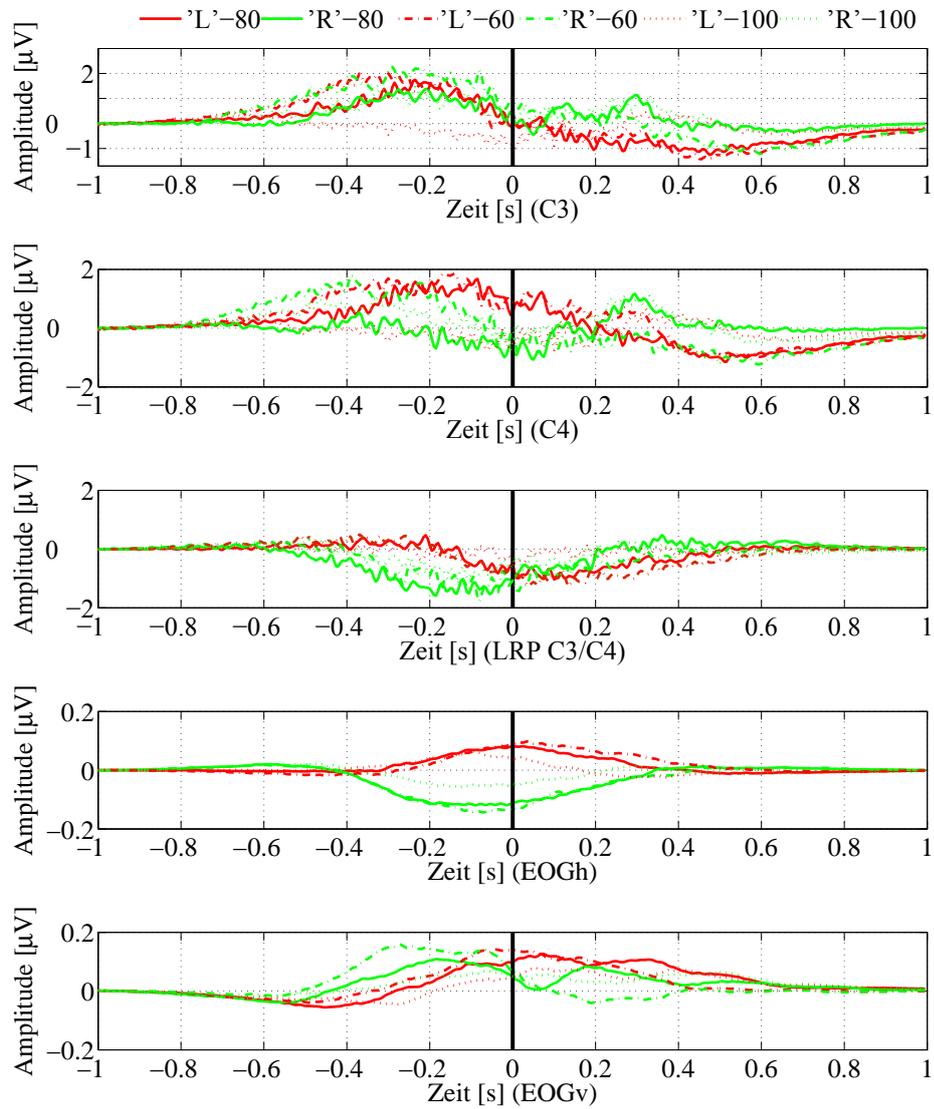


Abbildung 6.20: Die Abbildung zeigt oben den gemittelten Signalverlauf vor linken bzw. rechten Lenkmanövern ('L' & 'R') zum Zeitpunkt 0 über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Kortex sowie das Mittel des hemisphärischen Differenzsignals (LRP) und die gemittelte vertikale (EOGv) und horizontale (EOGh) Augenbewegung über 25 Probanden (60 km/h: 'L': 1046 | 'R': 1673; 80 km/h: 'L': 1252 | 'R': 1863; 100 km/h: 'L': 1283 | 'R': 1692; 0,5-45 Hz).

dieses wieder, jedoch auch 200 ms früher als dies für Lenkmanöver nach rechts beobachtet werden kann. Unabhängig von den Latenzunterschieden der De-/Synchronisationen zwischen der linken und rechten Hemisphäre zeigt sich, dass sich eine Asymmetrie in den spektralen Charakteristika vor der Lenkbewegungsausführung signifikant über die EEG-Signale aller Probanden einstellt. Das abgegrenzte Auftreten dieser spektralen Veränderungen, in den aus der Literatur bekannten Frequenzspektren des EEG, stützt die Vermutung, dass es sich dabei um Korrelate der neuronalen Prozesse handelt, die in einem direkten Bezug zur motorischen Ausführung des Lenkmanövers stehen.

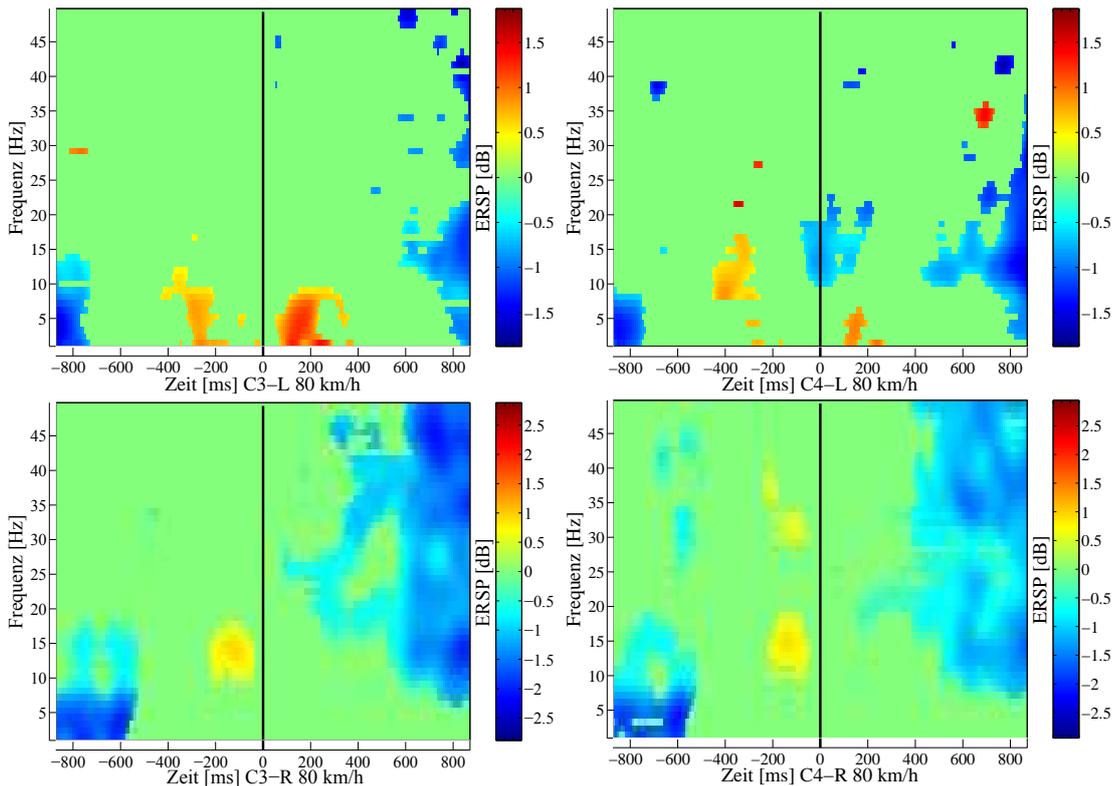


Abbildung 6.21: Die Abbildung zeigt die signifikanten spektralen Veränderungen der EEG-Signale an den Elektroden C3 (jeweils links) und C4 (jeweils rechts) für alle Lenkmanöver nach links ('L' oben) und rechts ('R' unten) vor dem Lenkbeginn (Zeitpunkt 0) bei 80 km/h (25 Probanden; 'L': 1252 | 'R': 1863; 0,5-45 Hz).

Die beobachteten spektralen Veränderungen stehen im Einklang mit den in Kapitel 4.1.2 erarbeiteten Indikatoren der Bewegungsplanung und -ausführung. Insbesondere wird die von Chatrian et al. (1959) sowie Pfurtscheller und Berghold (1989) beschriebene Desynchronisation des μ -Rhythmus (8-12 Hz) als Teil einer Bewegungsplanungsphase repliziert. Diese spektralen Veränderungen der EEG-Daten über den motorischen Arealen im Zeitbereich des Einsetzens der beobachteten Negativierung im LRP unterstützen so

die Annahme, dass der Beginn des LRP den Übergang von motorischer Planung zur Bewegungsinitiierung im Sinne der neuronalen Muskelsteuerung vor einem Lenkmanöver indiziert. Die Erkenntnisse aus dem Tastendruckexperiment lassen an dieser Stelle vermuten, dass sich die asymmetrischen Veränderungen der EEG-Signale (LRP & spektral) über den motorischen Arealen auf eine Asymmetrie der Hirnaktivität vor entsprechend linken bzw. rechten Lenkeinschlägen zurückführen lässt. Für die Tastendrucke konnte gezeigt werden, dass bei einer Bewegung des linken Fingers beide Hemispähren aktiv sind, während bei einer rechten Fingerbewegung nur das EEG-Signal über dem linken Motorkortex Aktivität reflektiert (vgl. Abb. 6.6). Je nach dominanter körperseitiger Muskelgruppe bei Lenkmanövern (vgl. Kap. 3.2.2) können so die beobachteten spektralen Unterschiede zwischen Lenkmanövern nach links und rechts erklärt werden. Da für Lenkeinschläge nach rechts die Aktivität der linken Muskelgruppen dominiert, sollten die EEG-Signale über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Kortex eine vergleichbare Charakteristik zeigen. Für die spektralen Merkmale der EEG-Signale ist dies für Lenkmanöver nach rechts der Fall. Für Lenkmanöver nach links zeigt sich eine entsprechende Asymmetrie zwischen den ERSP. Diese Beobachtungen dienen als Indiz, um die Unterschiede in den EEG-Signalen bzw. des LRP vor linken und rechten beidhändigen Lenkmanövern im LCT auf eine hemisphärische Asymmetrie in der Aktivität neuronaler Strukturen des motorischen Kortex zurückzuführen. Wie auch in Experiment 1 beobachtet wurde, zeigt sich allerdings eine Überlagerung der horizontalen als auch vertikalen Augenbewegung mit dem reaktionsbezogenen Veränderungen der EEG-Signale. Aus diesem Grund soll im nachfolgenden Abschnitt durch die ICA und einer entsprechenden Rekonstruktion der neuronalen Quellen der Ursprung der temporalen Veränderungen im Oberflächen-EEG verifiziert werden.

Ergebnisse - ICA auf den EEG-Daten des Lane-Change-Tests

Zur Analyse der statistisch unabhängigen Komponenten der EEG-Daten mit der ICA wurden diese Daten händisch nach Signalanomalien durchgesehen. Dabei zeigte sich für die Daten, aufgenommen während der Fahrten im LCT, ein deutlich verrauschteres Signal, als dies in den EEG-Signalen bei den Tastendrucke zu beobachten war. Die Bereinigung und Beurteilung der Daten wurde dabei durch zwei Experten vorgenommen. Dabei bearbeiteten beide alle Datensätze dieses Experiments. Für eine Reihe von Probanden wurden durch die ICA charakteristische Komponenten über den motorischen Arealen gefunden, jedoch konnten auch viele der Lösungen nicht eindeutig interpretiert werden. Exemplarisch zeigt Abbildung 6.22 zwei Komponenten des Probanden LCT-8, die auf den gesamten EEG-Daten der Fahrt im LCT (80 km/h) für diesen Probanden als independent components (IC) gebildet wurden. Weiter zeigt diese Abbildung in der Mitte die entsprechend rekonstruierten äquivalenten Dipole und Tabelle 6.10 die entsprechende Ausgabe des Talairach Atlas für die berechneten Koordinaten. Beide Dipole werden durch diesen Hirnatlas im Bereich des Brodmann Areals 4 (IC 18) und 6 (IC 16) im prä- und primärmotorischen Kortex verortet. Die Komponenten spiegeln so den statistisch unabhängigen hirnelektrischen Anteil der EEG-Daten direkt über den motorischen Arealen im zeitlichen Verlauf der Lenkmanöver im LCT wider. Eine Überprüfung

der Korrelationen zwischen dem LRP und der gemittelten Aktivität der individuellen unabhängigen Linearkombinationen des EEG ergab in diesem Experiment keine verwertbaren Informationen zur Identifikation der motorischen Komponenten.

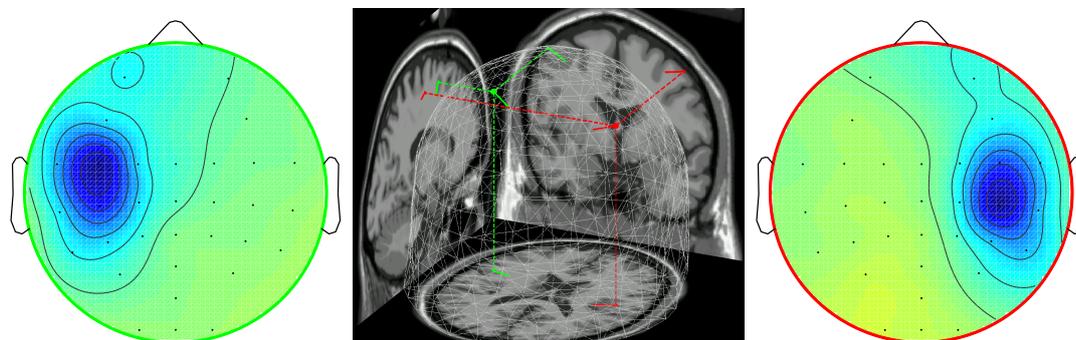


Abbildung 6.22: Die Abbildung zeigt für den Probanden LCT-8 links die Topografie der IC 16 und rechts die der IC 18. In der Mitte werden die äquivalenten Dipole dieser Komponenten (IC 16: rot, IC 18: grün) dargestellt.

Die Analyse des zeitlichen Verlaufes der Signale dieser neu kombinierten Komponenten bezogen auf den Lenkbeginn (EKP) liefert über alle Probanden hinweg keine eindeutigen Muster. So kann keine konsistente Signalcharakteristik im zeitlichen Bereich des beobachteten LRP aus diesen Daten abgeleitet werden. Außer der Tatsache, dass statistisch unabhängige Komponenten des EEG, lokalisiert in den motorischen Arealen, zwischen der linken und rechten Hemisphäre differenzieren, kann bezüglich des neuronalen Ursprungs der beobachteten Negativierung im LRP über den motorischen Arealen keine Aussage getroffen werden. Aus den EEG-Daten dieses Experiments kann der neuronale Ursprung des LRP durch die ICA und Quellenrekonstruktion nicht identifiziert werden.

Tabelle 6.10: Die Tabelle zeigt die Koordinaten der äquivalenten Dipole der Komponenten IC 16 und IC 18 des Probanden LCT-8 und deren neuroanatomische Zuordnung.

IC	Koordinaten (x,y,z)	Talairach Atlas	Residualvarianz
16	(-50, 8, 51)	<i>Left Cerebrum, Frontal Lobe, Middle Frontal Gyrus, BA 6</i>	3,38 %
18	(48, -12, 52)	<i>Right Cerebrum, Frontal Lobe, Precentral Gyrus, BA 4</i>	4,56 %

Eines der Probleme bei der Betrachtung von ereigniskorrelierten Potentialen im Kontext von Lenkmanövern ist allerdings deren Beeinflussung durch Augenbewegung. So verursachen Bewegungen des Auges, die zwangsläufig einem Lenkmanöver vorausgehen, Signalverschiebungen im EEG die mit der Charakteristik des LRP vergleichbar sind (vgl.

6 Experimente

Kap. 4.1.1). Aus diesem Grund wird im Weiteren für die betrachteten Zeitbereiche um den Lenkbeginn durch eine Korrelationsrechnung die statistisch unabhängigen Anteile des EEG, welche die horizontale und vertikale Augenbewegung repräsentieren, identifiziert. Dazu werden die epochierten Daten des gesondert aufgezeichneten EOG mit der epochierten Aktivität aller gebildeten Neukombinationen (ICs) der EEG-Kanäle für jeden Probanden einzeln korreliert und für die horizontale und vertikale Augenbewegung die Komponente mit der größten Korrelation als Augenbewegung repräsentierender Anteil im EEG interpretiert. Abbildung 6.23 zeigt exemplarisch für den Probanden LCT-26 (80 km/h) die Topografien der über die Korrelation identifizierten Komponenten der jeweils horizontalen und vertikalen Augenbewegung im EEG. Auch hier implementieren die Koeffizienten der in den Daten gebildeten Neukombinationen insbesondere für die horizontale Augenbewegung einen bipolaren Signalfilter analog zur EOG-Ableitung.

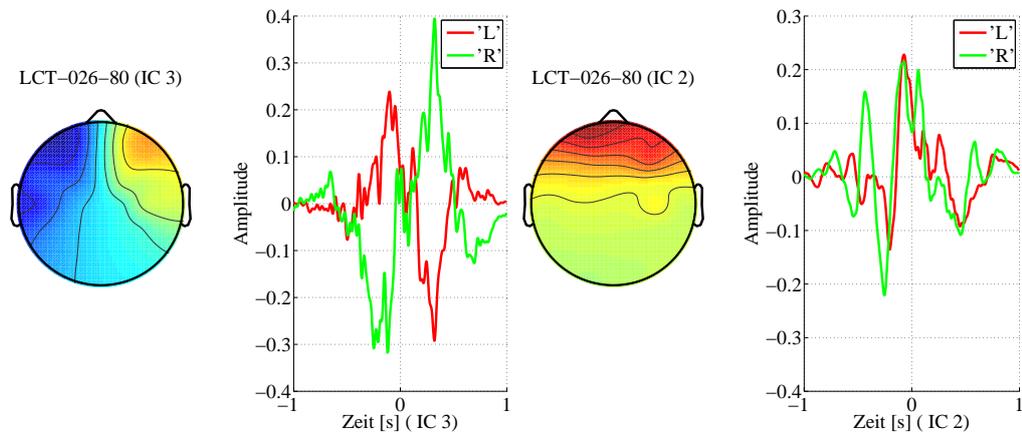


Abbildung 6.23: Die Abbildung zeigt exemplarisch die Topografien und Signalmittel der statistisch unabhängigen Anteile der horizontalen (IC 3) und vertikalen (IC 2) Augenbewegung im EEG des Probanden LCT-26 differenziert nach Lenkrichtung ('L' & 'R').

Für den identifizierten Anteil der vertikalen Augenbewegung kann analog zu Experiment 1 die charakteristische Gewichtung der frontalen Elektroden beobachtet werden. Die jeweils rechts dazu dargestellten Signalmittel nach Lenkrichtung bestätigen diese Interpretation. Beide gemittelten Signale der neukombinierten EEG-Kanäle weisen die aus dem Gesamtmittel (vgl. Abb. 6.20) beobachtete Charakteristik der horizontalen und vertikalen Augenbewegung vor dem Lenkbeginn (Zeitpunkt 0) auf. Durch diesen Ansatz konnte für 23 der 25 analysierten Probanden über alle Geschwindigkeiten hinweg der statistisch unabhängige Anteil der horizontalen als auch vertikalen Augenbewegung eindeutig identifiziert werden. In den nachfolgenden Berechnungen zur Klassifizierbarkeit der Lenkrichtung vor dessen Indikation durch einen Lenkradwinkelsprung können so die EEG-Daten mit und ohne diesen Anteil betrachtet werden. So soll der mögliche Einfluss der zur Lenkrichtung korrelierenden Augenbewegung auf die Muster der EEG-Daten überprüft werden.

Prädizierbarkeit der Lenkmanöver mit einem BCI im Lane-Change-Test

Für das Tastendruckexperiment konnte gezeigt werden, dass auf den temporalen Indikatoren der Bewegungsvorbereitung (LRP) vor der Ausführung einer Fingerbewegung die Seite der Bewegungsausführung durch das EEG prädiziert werden kann. In der nachfolgenden Analyse werden die in dieser Arbeit, auf den Daten des Experiments 1, validierten Verfahren der Merkmalsextraktion und Klassifikation von bewegungsvorbereitenden Hirnpotentialen entsprechend analog auf Lenkmanöver angewendet. Auf den EEG-Daten aufgenommen während des LCT soll so die Möglichkeit einer Prädiktion der Lenkrichtung vor einem Lenkradwinkelsprung mit einem BCI untersucht werden.

Um die Richtung des Lenkmanövers aus den EEG-Daten des Fahrers prädizieren zu können, erfolgt die Merkmalsextraktion entsprechend des beobachteten Unterschiedes im LRP zwischen Lenkmanövern nach rechts und links über alle Probanden (vgl. Abb. 6.20, LRP). Dazu werden die EEG-Daten um jeden Lenkbeginn in einer einsekündigen Epoche ($[-0,5 - 0,5 \text{ s}]$) über alle aufgenommenen 32 Elektroden betrachtet und auf Klassifizierbarkeit der Signale analog zu Experiment 1 in einem statischen Zeitfenster für die jeweilige Lenkrichtung untersucht. Abweichend zum Tastendruckexperiment werden die Merkmalstupel jedoch nicht auf den letzten 200 ms vor dem Lenkbeginn gebildet, sondern entsprechend dem beobachteten Hirnpotentialunterschied auf den letzten 400 ms. Dazu wird die temporale Charakteristik neben einem 3- und 4-Tupel auch durch ein 5-Tupel an beschreibenden Merkmalen abgetastet (vgl. Tab. 6.11). Abbildung 6.24 fasst die Er-

Tabelle 6.11: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die gewählten Merkmalsextraktionen, um die Klassifizierbarkeit des beobachteten Unterschiedes im LRP für linke und rechte Lenkmanöver überprüfen zu können.

Merkmalstupel	Signalabtastbereiche in s
3-Tupel	$[-0,4 -0,35; -0,35 -0,3; -0,3 -0,25]$
4-Tupel	$[-0,4 -0,35; -0,35 -0,3; -0,3 -0,25; -0,25 -0,2]$
5-Tupel	$[-0,4 -0,35; -0,35 -0,3; -0,3 -0,25; -0,25 -0,2; -0,2 -0,15]$

gebnisse der entsprechend gerechneten Klassifikationsansätze analog zu Experiment 1 in einem Box-Whisker-Plot der Klassifikationsfehler zusammen. Aufgrund der unterschiedlichen Anzahl an Lenkmanövern nach rechts bzw. links (vgl. Tab. 6.8) wurden vor der Merkmalsextraktion und Klassifikation die Anzahl der verwendeten Epochen aneinander angeglichen. Dazu werden aus der größeren Anzahl an Lenkeinschlägen eines Probanden in eine Richtung die geringere Anzahl der anderen zufällig extrahiert. Durchschnittlich wurden so die Daten von jeweils 48 Spurwechseln nach links und rechts für jeden Probanden und Versuchsbedingung für die Klassifikation verwendet. Neben dem 'Chance-Level' von 50% (rote Linie) wird auch das 5%-Konfidenzintervall nach Müller-Putz et al. (2008) (rote gestrichelte Linie) dargestellt. Die Bezeichnung 'LDA- \times ' bezieht sich dabei auf eine einfache Kovarianzschätzung bei der Klassifikatorbildung und die Bezeichnungen 'RLDA- \times ' & 'SLDA- \times ' auf die entsprechenden Regularisierungsverfahren dieser Schät-

6 Experimente

zung nach Gleichung 4.8 und 4.9. Für keines der betrachteten Merkmalsextraktions- und Klassifikationsverfahren liegt der Median der berechneten Klassifikationsfehler unterhalb des Konfidenzintervalls ($\alpha=0,05$) für das 'Chance-Level'. Über alle Probanden betrachtet, unterscheidet sich somit die Klassifikation nicht signifikant von der Ratewahrscheinlichkeit. Für das konservativere Konfidenzintervall ($\alpha=0,01$) liegt die Grenze für die klassifizierte Anzahl an Trials bei ca. 35%. Tabelle 6.13 fasst für die berechneten Klassifikationsverfahren jene Probanden zusammen auf deren EEG-Daten, für das gewählte Signifikanzniveau ($\alpha=0,01$), die Lenkrichtung besser als auf 'Chance-Level' klassifiziert werden konnte.

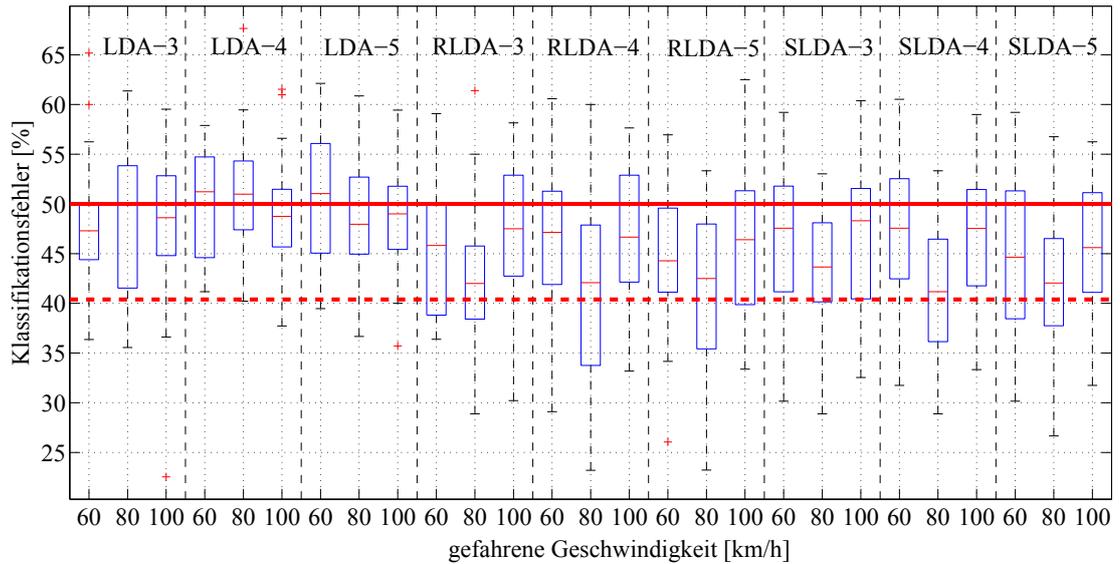


Abbildung 6.24: Die Abbildung zeigt den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler über alle Probanden, Geschwindigkeiten und Merkmalsextraktions- und Klassifikationsverfahren für die EEG-Daten im LCT (rote Linie: Chance-Level; rote gestrichelte Linie: 5%-Konfidenzintervall).

Tabelle 6.12: Die Tabelle zeigt für Abb. 6.24 die Z- und p-Werte (U-Test) der signifikanten Unterschiede zwischen den verschiedenen Ansätzen zur Lenkrichtungsprädiktion über alle Probanden und gefahrenen Geschwindigkeiten.

Vergleich (U-Test)	n	Z	p
RLDA-3-80 RLDA-3-100	25 25	-2,4061	0,0161
RLDA-4-80 RLDA-4-100	25 25	-2,0373	0,0416
SLDA-4-60 SLDA-4-80	25 25	2,2995	0,0215
RLDA-4-80 RLDA-4-100	25 25	-2,2318	0,0256

Mit dem Ansatz RLDA-4-80 können für sieben Probanden die Lenkrichtung aus dessen EEG-Daten vor dem Manöverbeginn prädiziert werden. Aus der Zusammenfassung in Tabelle 6.13 geht insbesondere hervor, dass für Lenkmanöver, die mit einer Geschwindigkeit von 80 km/h im LCT ausgeführt werden sich die EEG-Daten in den betrachteten Zeitbereichen für die meisten Probanden unterscheiden. Auch scheinen die größeren Merkmalstupel den Unterschied im beobachteten LRP besser zu extrahieren.

Tabelle 6.13: Die Tabelle zeigt für die in Abb. 6.24 zusammengefassten Klassifikationsfehler jene Probanden aus deren EEG-Daten die Lenkrichtung vor dem Manöver prädiziert werden kann (Klassifikationsfehler < 35%).

Klassifikationsansatz / Proband LCT-	3	4	8	13	15	18	19	21	22	25	Σ
RLDA-3-60					x						1
RLDA-5-60					x			x			2
SLDA-3-60	x			x							2
SLDA-4-60	x				x						2
SLDA-5-60	x				x					x	3
RLDA-3-80	x		x	x				x			4
RLDA-4-80	x	x	x	x		x	x		x		7
RLDA-5-80	x		x	x			x				4
SLDA-3-80	x	x		x							3
SLDA-4-80	x	x	x	x			x				5
SLDA-5-80	x	x	x	x	x		x				6
LDA-3-100		x									1
RLDA-3-100	x			x							2
RLDA-4-100	x	x	x			x					4
RLDA-5-100	x										1
SLDA-3-100	x			x							2
SLDA-4-100	x			x							2
SLDA-5-100	x	x		x							3

Aus den berechneten Ergebnissen können an dieser Stelle keine Schlüsse über einen geeigneten Klassifikationsansatz zur Prädiktion der Lenkrichtung gewonnen werden. Weiter wurde für die Daten der Bedingung '80 km/h' der Einfluss der horizontalen Augenbewegung auf die Klassifikation untersucht. Dazu wurden die identifizierten statistisch unabhängigen 'Augen-Komponenten' des EEG vor der Merkmalsextraktion aus den Daten entfernt. Die Extraktion des LRP und das Klassifikatortraining erfolgte analog zu den unbereinigten Daten. Für die durch die ICA bereinigten Daten verschlechterten sich die Klassifikationsergebnisse allerdings derart, dass sich für keinen Probanden die Klassifikation signifikant von der Ratewahrscheinlichkeit unterscheidet.

6 Experimente

Um weiter den Einfluss der Augenbewegung auf die Klassifikation der EEG-Daten in den betrachteten Zeitfenstern untersuchen zu können, erfolgt die Merkmalsextraktion und Klassifikation rein auf den aufgenommenen EOG-Daten (vertikale und horizontale Augenbewegung). Abbildung 6.25 fasst die Ergebnisse dieser Klassifikation in einem Box-Whisker-Plot für alle Probanden zusammen. Hier zeigt sich, dass auch auf den EOG-Daten nicht signifikant abweichend vom 'Chance-Level' klassifiziert werden kann. Ergänzend zeigt Abbildung 6.26 die extrahierten Merkmale für das 4-Tupel (LDA-4, RLDA-4 und SLDA-4) der EOG-Daten aller Probanden. Die Merkmalsverteilungen zu den verschiedenen Zeitpunkten vor dem Lenkbeginn zeigen keine konsistente lenkrichtungsspezifische Ausprägung und unterstreichen so visuell die in Abbildung 6.25 aufgezeigte Nicht-Klassifizierbarkeit der Lenkrichtung aus diesen Daten. Auch aus diesen Ergebnissen können so keine eindeutigen Schlussfolgerungen für die Prädiktion der Lenkrichtung aus den aufgenommenen physiologischen Daten des Fahrers gezogen werden.

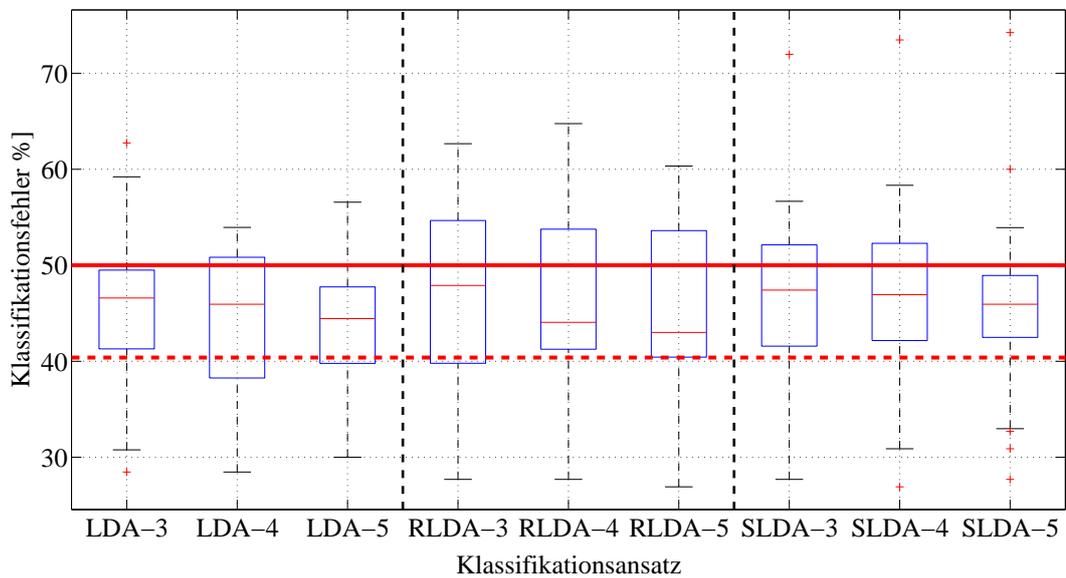


Abbildung 6.25: Die Abbildung zeigt den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler aller Probanden für die EOG-Daten der Bedingung '80 km/h'. Weiter werden das 'Chance-Level' (rote Linie) und das 5%-Konfidenzintervall des 'Chance-Levels' (rote gestrichelte Linie) dargestellt.

Durch diese Analyse konnte für das Simulatorexperiment aufgezeigt werden, dass die EOG-Daten allein in den betrachteten Zeitbereichen keine Prädiktion der Lenkrichtung mit dem gewählten Klassifikationsansatz ermöglichen. Obwohl einem Lenkmanöver eindeutig eine Sakkade in die Lenkrichtung vorausgeht, geschieht dies in keinem festen zeitlichen Bezug zum Lenkbeginn über alle Probanden.

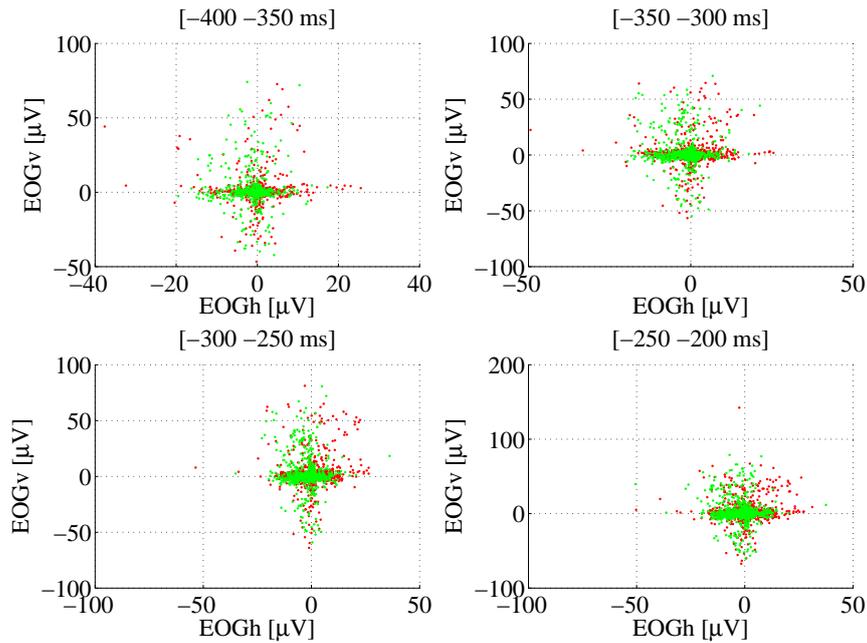


Abbildung 6.26: Die Abbildung zeigt die Verteilungen der extrahierten Merkmale aus den EOG-Daten vor allen Lenkmanövern der Probanden differenziert nach Lenkrichtung (rot: 1863 'R' / grün: 1252 'L').

6.2.4 Zusammenfassung

In diesem Experiment zeigen die EEG-Signale vor jedem Lenkbeginn eine hemisphärische Negativierung über den motorischen Arealen, die durch die Beobachtungen der EEG-Signale vor einem Tastendruck (vgl. Kap. 6.1) erklärt werden kann. Analog zu dem ersten Experiment sollte der neuronale Ursprung des beobachteten LRP vor allen Lenkmanövern durch eine Analyse der statistisch unabhängigen Komponenten verifiziert werden. Auf den EEG-Daten dieser Simulatorstudie konnte dies jedoch nicht eindeutig gezeigt werden. Gründe hierfür können zum einen eine schlechte Dekomposition der EEG-Daten durch die ICA sein, zum anderen ist es jedoch auch möglich, dass der ungenaue Trigger (Lenkwinkelsprungkriterium) im Einzellenkmanöver zu einem Verschmieren der Daten führt und folglich in den Lösungen der ICA durch Mittelung keine charakteristischen Potentiale herausgearbeitet werden können. Lediglich einige Topografien der unabhängigen Komponenten zeigten Ähnlichkeit mit denen des Tastendruckexperiments.

Weiter zeigte sich, dass die Unterschiede im LRP zwischen Lenkmanövern nach links und nach rechts nur sehr klein sind. Durch den Ansatz der Klassifikation mit einem BCI wurde überprüft, ob dieser Unterschied signifikant ist und zur Prädiktion der Lenkrichtung extrahiert und genutzt werden kann. Analog zu Experiment 1 wurden dazu die EEG-Daten in festen Zeitbereichen vor dem Lenkbeginn extrahiert und auf diesen Daten ein linearer Klassifikator individuell trainiert. Die Ergebnisse dieser Berechnungen zeigen, dass sich die EEG-Daten im Bereich der beobachteten Negativierung vor dem Lenk-

6 Experimente

beginn nicht signifikant (alle $p > 0,05$) von der Ratewahrscheinlichkeit der Ausführung eines Lenkmanövers nach links bzw. rechts über alle Probanden unterscheiden. Lediglich für sieben Probanden konnte die Lenkrichtung mit einer Erkennungsrate unterhalb des 5%-Konfidenzintervalls für das 'Chance-Level' richtig klassifiziert werden. Durch eine Analyse der reinen EOG-Daten konnte gezeigt werden, dass die erfasste horizontale und vertikale Augenbewegung in diesen Zeitbereichen keine Prädiktion der Lenkrichtung ermöglicht. Ein Einfluss der Augenbewegung auf die Klassifikation der temporalen Muster des EEG konnte nicht überprüft werden.

Die schlechte Klassifizierbarkeit der Lenkrichtung aus den EEG-Daten in diesem Experiment kann viele Gründe haben. So bemerkten einige der Probanden, dass die aufzubringende Lenkkraft bei Weitem nicht der Realität entspricht. Diese Aussage liefert eine erste mögliche Erklärung für die geringe Ausprägung des LRP, da dieses bzw. das Bereitschaftspotential als Korrelat der kumulierten 'Aufladung' des motorischen Kortex in Abhängigkeit der an der geplanten Bewegung involvierten Muskelgruppen verstanden wird. So wird deutlich, dass in der beschriebenen Versuchsanordnung nur wenige der in Kapitel 3.2.2 beschriebenen Muskelgruppen beim Lenken tatsächlich aktiv waren. Folglich kann auch nur eine geringere Ausprägung des LRP beobachtet werden, welche auch leicht im Grundrauschen des EEG untergehen kann. Die geringe muskuläre Beteiligung liefert auch ein Indiz dafür, warum die erwartete Asymmetrie des LRP bedingt durch die Asymmetrie der Muskelbeteiligung bei linken und rechten Lenkmanövern nicht aufgezeigt werden konnte. Weiter lieferte der auf den Daten des Experiments 1 validierte Ansatz einer automatischen Extraktion der klassifikationsrelevanten unabhängigen Komponenten keine interpretierbaren Ergebnisse.

Nach dem Stand der Erkenntnisse aus den dargelegten Analysen kann geschlussfolgert werden, dass eine Prädiktion der Lenkrichtung basierend auf temporalen Merkmalen des EEG im zeitlichen Bereich des LRP mit einem linearen Klassifikator bei geringen Lenkkräften in der verwendeten Simulationsumgebung nicht möglich ist. Welke (2009) zeigt jedoch exemplarisch, dass eine Extraktion der spektralen Merkmale im Bereich des α -Bandes für eine Klassifikation der Lenkrichtung auf diesen Daten infrage kommen kann. Abschließend bleibt anzumerken, dass zur Analyse der hirnelektrischen Aktivität vor einem Lenkmanöver dem Setzen des Triggers für den tatsächlichen Lenkbeginn eine besondere Bedeutung zukommt. Nur wenn dieser Zeitpunkt so genau wie möglich bestimmt werden kann, können Gemeinsamkeiten bzw. Unterschiede in den Daten des EEG identifiziert und interpretiert werden. Dies kommt besonders beim Training eines Klassifikators im Kontext des BCI zum Tragen. Kann der Klassifikator nicht auf entsprechend konsistenten Mustern trainiert werden, dann kann dieser diese auch nicht im kontinuierlichen EEG entsprechend klassifizieren. Diese Überlegungen als auch die Problematik der Lenkkraft und Realitätsnähe fließen in das Design des nachfolgend beschriebenen Experiments ein. Durch ein Realfahrexperiment werden die identifizierten Probleme dieser Untersuchung adressiert und durch die EEG-Ableitung unter realen Bedingungen gleichzeitig die ökologische Validität der Ergebnisse in diesem Kontext gewährleistet.

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

Ein wesentliches Ziel dieser Untersuchung ist es, die Frage zu beantworten, ob unter den fahrdynamischen Einflüssen einer kritischen Fahrsituation (auftretende Querbeschleunigung) ein EEG generell abgeleitet werden kann und interpretierbare Ergebnisse liefert. Weiter wird geklärt, ob die Ergebnisse aus Experiment 1 & 2 zur Klassifikation handlungsvorbereitender motorischer Hirnpotentiale auch auf reale Lenkmanöver in einem Ausweichszenario übertragen werden können. Insbesondere wird sich in diesem Experiment mit der Entkopplung von neuronalen Prozessen der visuellen Wahrnehmung und Handlungsvorbereitung auseinandergesetzt, um im Sinne der mentalen Chronometrie diese getrennt voneinander betrachten zu können. Dazu wurden reale Ausweichmanöver (*Real-Lane-Change-Test*, *RLCT*) in Anlehnung an den DIN ISO 8333:2 Spurwechselltest auf einem Testgelände durchgeführt, in denen die Probanden visuell zu einer Lenkreaktion aufgefordert wurden oder diese vollständig selbst ohne visuellen Stimulus initiierten.

6.3.1 Probanden und Versuchsaufbau

Die Stichprobe bestand in diesem Experiment aus insgesamt 20 Probanden (3 weiblich, 17 männlich), von denen alle das Realfahrexperiment absolvierten. Die Probanden waren zwischen 22 und 47 Jahren alt (M: 28,05; σ : 5,2) und mindestens 4 Jahre im Besitz eines gültigen Fahrerscheins (M: 10; σ : 4,73). Alle Probanden gaben an, mehr als 5000 km pro Jahr zu fahren sowie zum Zeitpunkt des Experiments frei von neurologischen Erkrankungen zu sein und keine beeinträchtigenden Medikamente oder Drogen vor dem Fahrtantritt genommen zu haben. Für die Teilnahme an der Untersuchung wurde keine Aufwandsentschädigung gezahlt.

Zu Beginn des Experiments wurden die Versuchspersonen über den Zweck der Studie, den Ablauf und die verwendete Messtechnik informiert. Nachdem die Probanden eine Einverständniserklärung unterschrieben hatten, wurden diese direkt auf dem Versuchsgelände mit der Messtechnik präpariert und konnten sich mit dem Versuchsfahrzeug vertraut machen. Die hirnelektrische Aktivität wurde in diesem Experiment mit 64 Ag/AgCl-Elektroden (ActiCap, Brainproducts GmbH) in einer erweiterten Standardmontage abgeleitet (vgl. Abb. 6.27). Zur Erfassung des individuellen Fahrerverhaltens wurden darüber hinaus ein EOG für die vertikale und horizontale Augenbewegung und zur Artefaktkontrolle ein EMG im Bereich der Nackenmuskulatur in einer jeweils bipolaren Montage gemessen. Diese bioelektrischen Signale der Probanden wurden mit 500 Hz abgetastet und entsprechend aufgezeichnet. Weiter wurde jedes einzelne Fahrmanöver durch den Versuchsleiter im Fahrzeuginneren protokolliert. Festgehalten wurden neben Besonderheiten im Verhalten des Probanden vor allem Durchgänge in denen der Fahrer abgelenkt, unkonzentriert oder die Versuchsdurchführung anderweitig beeinflusst oder gestört wurde. Synchron zu den physiologischen Daten des Fahrers wurden die fahrdynamischen Daten aus dem CAN-Bus (car controller area network) des Fahrzeugs und durch gesondert verbaute Sensorik erfasst. Neben den im Fahrzeug verfügbaren CAN-Daten wurden zusätzlich die Quer- und Längsbeschleunigung in der Fahrzeugg mitte als auch der Lenkradwinkel durch ein Drehpotentiometer während der Versuchsdurchführung erfasst.

6 Experimente

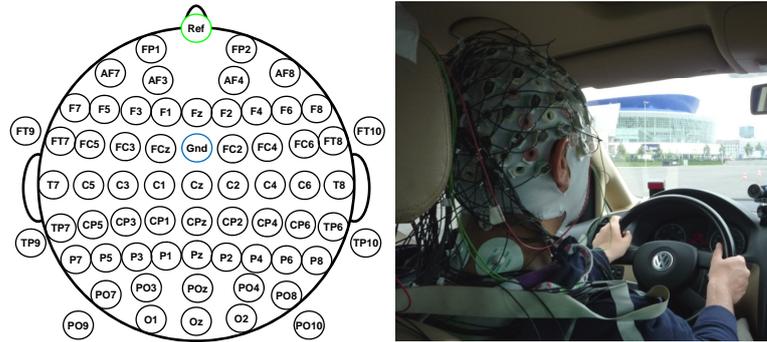


Abbildung 6.27: Die Abbildung zeigt links schematisch die EEG-Elektrodenmontage für Experiment 3 - 'RLCT-64' und rechts ein Bild des Probanden RLCT-20.

Zur Synchronisation der einzelnen eigenständigen Messsysteme für die Physiologie des Fahrers (BrainVision Recorder, Brainproducts GmbH) und die fahrdynamischen Daten (evo3 pista, AIM Srl) wurde ein frei programmierbarer Mikroprozessor (Arduino Duemilanove) verwendet, um ein fahrzeuginternes Synchronisationssignal (5V, fallende Flanke) zu erzeugen. Dieses Signal wurde beim Passieren einer Infrarot-Lichtschranke (IR-Sender) für jeden Versuch erzeugt und löste gleichzeitig die visuelle Stimulusgabe aus. Durch dieses Signal wurden sequentiell vordefinierte pseudo-randomisierte Reaktionsaufforderungen aus einer Liste ausgewählt, dem Probanden dargeboten und als stimuluspezifischer Trigger über den Digitalport (26-polige HD-Sub-Buchse) des EEG-Systems in die entsprechenden Marker-Dateien geschrieben. Dieser Informationsfluss ist in Abbildung 6.28 schematisch dargestellt.

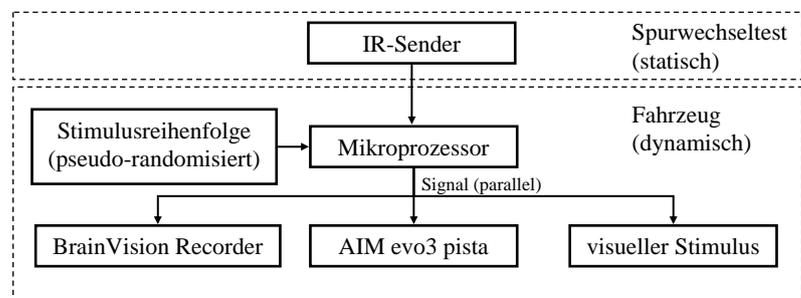


Abbildung 6.28: Die Abbildung zeigt schematisch den Informationsfluss zur Synchronisierung der verwendeten Messsysteme.

Auf einem Rundkurs sollten die Probanden wiederholt mit 30 km/h in eine Pylonengasse einfahren und wenn erforderlich auf einen visuellen Stimulus mit einem Lenkmanöver reagieren. Dazu wurden auf dem Armaturenbrett des Versuchsträgers (VW Touran TDI, 2003) handelsübliche Foto-Blitzlichter angebracht (vgl. Abb. 6.29). Die Probanden wurden instruiert, dass ein Blitz ein Hindernis darstellt, dem entsprechend auszuweichen sei.

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

Am Ende der Pylonengasse führen die Probanden nach jeder Durchfahrt abwechselnd rechts und links herum zurück zum Anfang des Versuchsaufbaus (vgl. Abb. 6.29). In dieser Versuchsanordnung wurden vier verschiedene Reaktionsaufforderungen durch die Blitzlichter codiert, in denen die Probanden,

1. die rechte Gasse ansteuern sollten, wenn der linke Blitz ausgelöst wurde,
2. die linke Gasse wenn der rechte Blitz aufleuchtete und
3. selbständig ein Ausweichmanöver nach links oder rechts initiieren sollten, wenn das rechte und linke Blitzlicht gleichzeitig aufleuchtete.
4. Wenn es nicht blitzte, sollten die Probanden geradeaus weiterfahren.

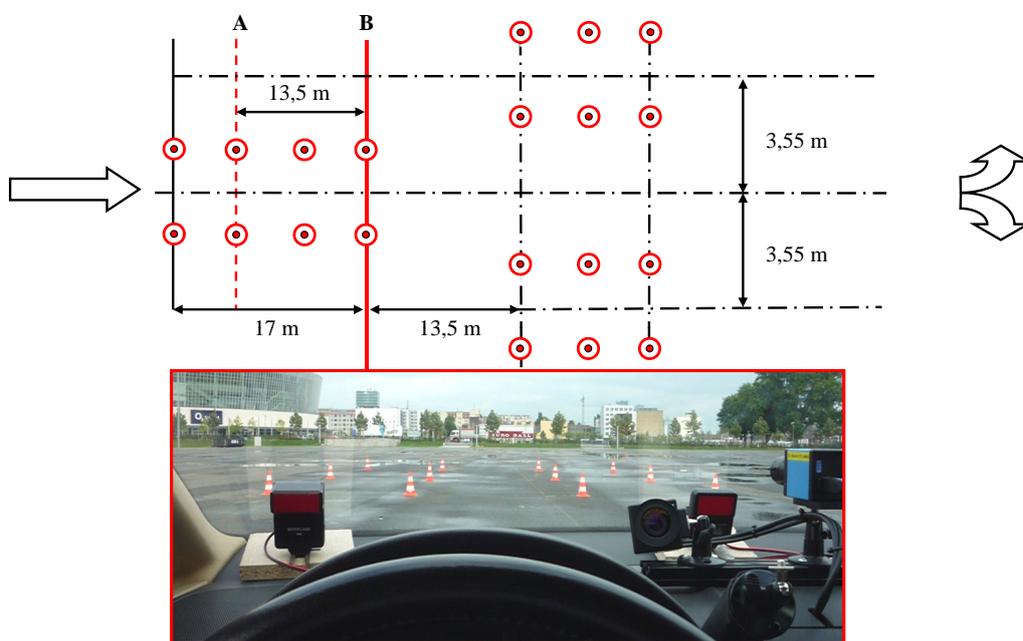


Abbildung 6.29: Die Abbildung zeigt den Aufbau des verwendeten Spurwechseltests und dessen Dimensionen sowie die Sicht der Probanden am Punkt B.

Das Fahrexperiment wurde in Blöcke unterteilt, von denen jeder eine Länge von 35 bis 40 Durchgängen bzw. Fahrmanövern hatte. Zwischen jedem Versuchsblock konnten sich die Probanden in einer ca. 5-minütigen Pause erholen.

Um die neuronalen Prozesse der visuellen Wahrnehmung, Entscheidungsfindung und Manöverinitiierung des Fahrers zeitlich entkoppeln zu können, wurde der Zeitpunkt der Reaktionsaufforderung in diesem Experiment durch die Position des IR-Senders variiert und in ein schnelles und langsames Lenkmanöver unterschieden. Für die langsamen Lenkmanöver löste der visuelle Stimulus konsistent beim Einfahren in die Gasse am Punkt A und für die schnellen Lenkmanöver beim Verlassen am Punkt B aus (vgl. Abb. 6.29). Die

6 Experimente

Probanden, die bereits beim Einfahren in die erste Gasse zu einem langsamen Ausweichmanöver aufgefordert wurden, sollten dieses jedoch erst bei Verlassen der Pylonengasse ausführen. Zwischen den beiden Zeitpunkten der jeweiligen Reaktionsaufforderungen am Punkt A & B vergehen für die vorgegebene Geschwindigkeit von 30 km/h ca. 1,6 s. Für das eigentliche Ausweichmanöver ergibt sich bei einer maximalen Querbeschleunigung von 5 m/s^2 ein Zeitfenster von ca. 1,8 s (vgl. Kapitel 2.2.2).

In jedem der Versuchsblöcke (jeweils 4 pro Proband in den schnellen bzw. langsamen Lenkmanövern) wurde die Reihenfolge der Reaktionsaufforderungen pseudo-randomisiert und für jeden Block beibehalten. Die Verteilung der Reaktionsaufforderungen pro Versuchsblock ist in Tabelle 6.14 zusammengefasst. Weiter absolvierten ein Teil der Probanden auch zwei Versuchsblöcke, in denen sie ohne externe Stimulusgabe selbstständig Lenkmanöver initiierten. Eine Zusammenfassung der Probandenverteilung auf die verschiedenen Versuchsbedingungen ist Tabelle 6.15 zu entnehmen.

Tabelle 6.14: Die Tabelle zeigt die Verteilung der Reaktionsaufforderungen innerhalb eines Versuchsblocks in den schnellen und langsamen Lenkmanövern.

Reaktionsaufforderung pro Block		Anteil
Aufforderung 1: Lenkmanöver rechts nach Stimulus	('R')	28 %
Aufforderung 2: Lenkmanöver links nach Stimulus	('L')	28 %
Aufforderung 3: freie Wahl des Lenkmanövers nach Stimulus	('WL'/'WR')	16 %
Aufforderung 4: kein Lenkmanöver	('M')	28 %

Tabelle 6.15: Die Tabelle zeigt die Verteilung der Probanden auf die verschiedenen Versuchsbedingungen in Experiment 3.

Proband	schnelles Lenkmanöver	langsames Lenkmanöver	freie Lenkmanöverwahl
RLCT-1	X		
RLCT-2	X		X
RLCT-3	X		
RLCT-4	X		
RLCT-5	X		
RLCT-6	X		
RLCT-7	X	X	X
RLCT-8	X	X	X
RLCT-9	X	X	
RLCT-10	X		
RLCT-11	X	X	X
RLCT-12	X	X	
RLCT-13	X	X	
RLCT-14	X	X	
RLCT-15		X	X
RLCT-16		X	X
RLCT-17		X	X
RLCT-18		X	X
RLCT-19		X	X
RLCT-20		X	X
Σ	14	14	10
<i>Alter</i>	26,14; σ : 2,57	29,07; σ : 5,64	29,70; σ : 6,49
<i>Geschlecht (w/m)</i>	3/11	2/12	1/9

6.3.2 Analyse der Leistungsdaten

Für die Auswertung der Leistungsdaten in den verschiedenen Versuchsbedingungen wurden die Marker-Dateien des *BrainVision Recorder*, die Daten des Lenkradwinkel- und der Beschleunigungssensoren sowie die aufgenommenen Protokolle aufbereitet und mit *MATLAB* ausgewertet. Durch Defekte an den jeweiligen Datensätzen werden die Daten aus jeweils einem Versuchsblock von drei Probanden (schnelles Lenkmanöver: RLCT-1 Block 4, RLCT-4 Block 2; freie Manöverwahl: RLCT-7 Block 2) nicht in die weitere Auswertung einbezogen. Innerhalb jedes Blockes wurden nur Durchgänge berücksichtigt, in denen die Fahrmanöver laut Protokoll ordnungsgemäß durchgeführt wurden. In Tabelle 6.16 sind die Fahrmanöver übersichtsartig zusammengefasst. Durch Fehlauflösungen konnten von 5206 ausgelösten Triggersignalen nach Abgleich mit den Protokollen 4630 Fahrmanöver (89%) in die weitere Analyse einbezogen werden. Ein Vergleich der falsch getriggerten und auswertbaren Fahrmanöver zeigt eine ausgewogene Verteilung der nicht auswertbaren Reaktionsaufforderungen auf die möglichen Lenkoptionen. Insgesamt lenkten die Probanden einmal mehr nach links, als sie aufgefordert wurden (vgl. Tab. 6.16). Besonders in den schnellen Lenkmanövern reagierten die Probanden nicht immer aufforderungskonform. In der weiteren Analyse werden nur die tatsächlich gefahrenen Manöver betrachtet. Um für die Daten dieses Experiments die Fehlerquelle der automatisierten Erkennung des Lenkbeginns (vgl. Experiment 2) ausschließen zu können, wurde der Lenkbeginn ex post für jeden Durchgang aus den Daten des Lenkradwinkelsensors durch zwei Experten visuell ermittelt und entsprechend verifiziert. Im Verlauf der weiteren Arbeit wird dieser Zeitpunkt als Beginn des Lenkmanövers angenommen.

Tabelle 6.16: Die Tabelle zeigt eine Übersicht der analysierten Manöver aller Probanden.

Versuchsbedingung	Blöcke	'L'	'R'	'M'	'WL/WR'	Σ	
schnelles Lenkmanöver	54	604	546	523	418	2091	
langsames Lenkmanöver	56	672	671	560	392	2295	
tatsächlich gefahren		'L'	'R'	'M'	'WL'	'WR'	Σ
schnelles Lenkmanöver	54	605	496	477	199	106	1883
langsames Lenkmanöver	56	610	633	504	155	185	2087
freie Manöverwahl	19	-	-	146	253	261	660
Σ	129	1215	1129	1127	607	552	4630

Fahrdynamik

Zur Analyse der Fahrdynamik zeigt Abbildung 6.30 in einem g-g-Diagramm die in dieser Versuchsdurchführung auftretenden Quer- und Längsbeschleunigungskräfte innerhalb der aufgebauten Pylonengasse über aller Fahrmanöver und Probanden. Wie erwartet unterscheiden sich dabei die maximalen Querbeschleunigungswerte zwischen den langsamen und schnellen Lenkmanövern. Dieser Unterschied liegt darin begründet, dass die

6 Experimente

Probanden in der langsamen Bedingung das Lenkmanöver direkt am Ende der ersten Gasse initiieren konnten und somit für den eigentlichen Spurwechsel 13,5 m zur Verfügung hatten, während in der schnellen Bedingung das Fahrzeug am Ende der ersten Pylonengasse noch den Weg innerhalb der Reaktionszeit zurücklegte (vgl. Abb. 6.29). Je nach Reaktionszeit konnten die Probanden diesen Wegverlust nur durch einen größeren und schnelleren Lenkeinschlag wettmachen, der bei gleicher Geschwindigkeit zu einer größeren Querschleunigung führt. Für die schnellen Lenkmanöver liegen die Maximalwerte in einem Bereich um 0,7 g ($6,87 \text{ m/s}^2$) und für die langsamen um 0,4 g ($3,92 \text{ m/s}^2$) in diesem Paradigma. Diese Werte liegen in den von Nickel und Hugemann (2003) ermittelten Bereichen des Alltagsverkehrs und sind auch mit üblichen Querschleunigungswerten im Spurwechsel vergleichbar (Schimmelpfennig und Nackenhorst, 1985). Einige der beobachteten Querschleunigungswerte liegen sogar im Bereich der Eingriffsschwelle des ESP (Isermann, 2006, S. 191 ff.) und spiegeln so den fahrdynamischen Grenzbereich in kritischen Situationen wider. Abbildung 6.30 zeigt unten die gefahrenen Geschwindigkeiten innerhalb des Versuchsaufbaus über alle Probanden und Durchgänge im zeitlichen Verlauf bezogen auf die Stimulusgabe zum Zeitpunkt 0.

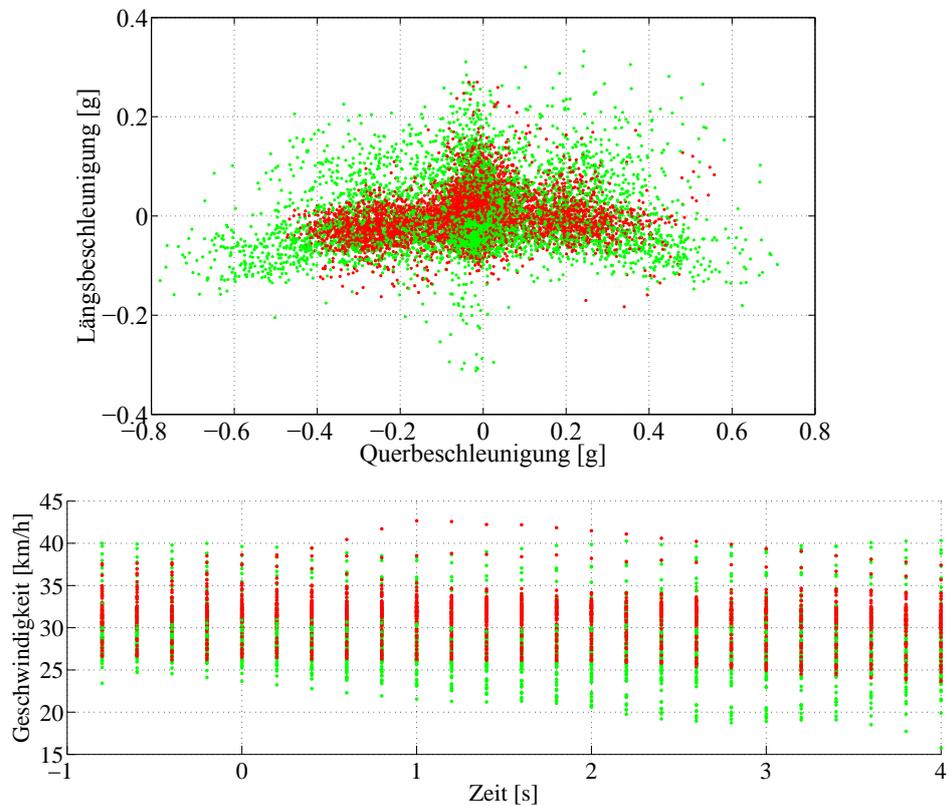


Abbildung 6.30: Der Abbildung zeigt oben ein g-g-Diagramm und unten die Geschwindigkeit für die schnellen (grün) und die langsamen Lenkmanöver (rot) über alle Probanden und Durchgänge in einer Auflösung von 5 Hz.

Leistungsdaten im schnellen Lenkmanöver

Für die schnellen Lenkmanöver wurden die Latenzzeiten, die Anzahl und die jeweiligen Lenkmanöveraufforderungen (visuelle Stimuli) ermittelt. Zur Bestimmung der Leistung der Probanden innerhalb jeder Versuchsbedingung wurden die Daten und Protokolle der entsprechenden Versuchsblöcke aufbereitet und ausgewertet. Da keine Verteilung der berechneten Werte sowie deren log-Transformationen einer Normalverteilung folgen (KS-Test; alle $n > 100$, $p \leq 0,001$ und $d_{0,05} < 1,0$), werden im Folgenden die entsprechenden Mediane der Reaktionszeiten betrachtet. Dazu wurden diese für Lenkmanöver nach links ('L'), nach rechts ('R') sowie für die selbst gewählte Richtung des Lenkmanövers ('WL' & 'WR') berechnet und nicht aufforderungskonforme Lenkeinschläge oder deren Ausbleiben als Fehlreaktion ermittelt. In Abbildung 6.31 werden die reaktionsspezifischen Mediane über alle Probanden und Manöver in einem Säulendiagramm gegenübergestellt und in Abbildung 6.33 in einem Box-Whisker-Plot zusammengefasst.

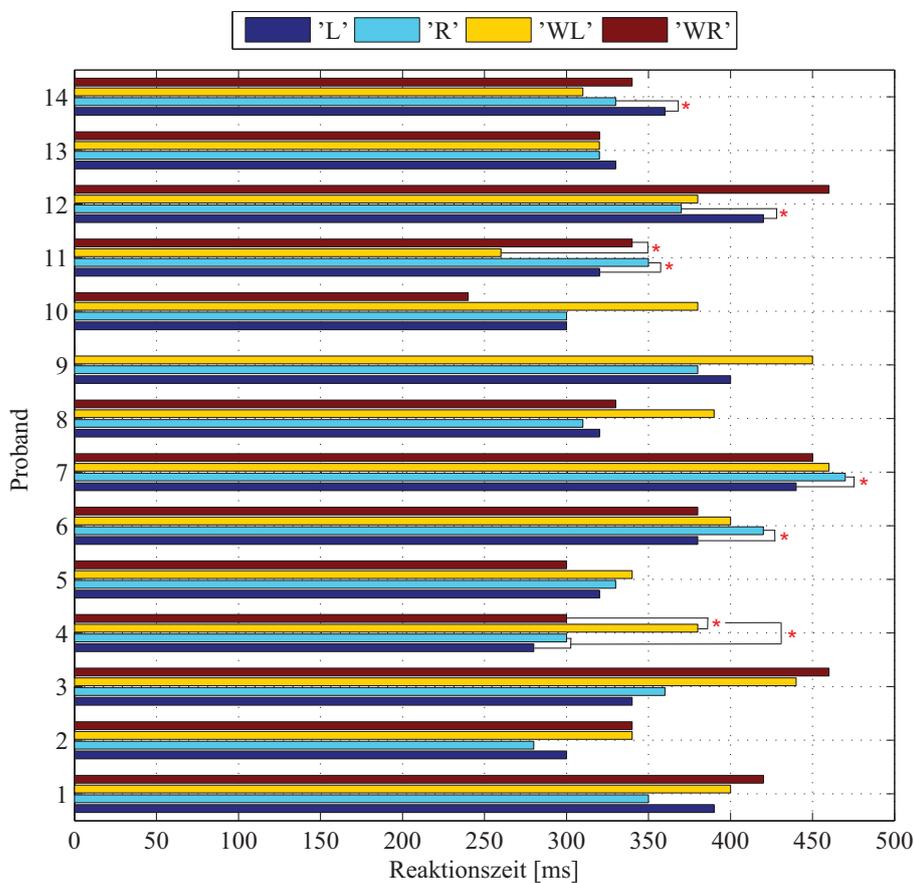


Abbildung 6.31: Das Säulendiagramm zeigt die Reaktionszeit (Median) der einzelnen Probanden entsprechend der Reaktionsaufforderung in den schnellen Lenkmanövern. Signifikante Unterschiede ($p \leq 0,05$) sind mit einem '*' gekennzeichnet.

6 Experimente

Ein Vergleich der Reaktionszeiten jedes einzelnen Probanden für die Manöver 'L' & 'R' zeigt für fünf Probanden einen signifikanten Unterschied zwischen linken und rechten Lenkmanövern (vgl. Tab. 6.17). Dabei lenkten drei Probanden (RLCT-6/7/11) schneller nach links und zwei Probanden (RLCT-12/14) schneller nach rechts. In der Bedingung ['WL' & 'WR'] zeigen zwei Probanden einen signifikanten Unterschied in den Reaktionszeiten für die selbstgewählte Lenkrichtung nach dem Stimulus. Der Proband RLCT-4 lenkt in dieser Bedingung schneller nach rechts und der Proband RLCT-11 schneller nach links (vgl. Abb. 6.31). Ein Vergleich aller Reaktionszeiten bei vorgegebener Richtung ('L' & 'R') mit denen der eigenständigen Auswahl nach Aufforderung ('WL' & 'WR') zeigt nur für den Probanden RLCT-4 einen signifikanten Unterschied. Dieser Proband lenkt in diesem Fall 50 ms später als in der Bedingung ['L' & 'R']. Tabelle 6.17 fasst die signifikanten Unterschiede für dieses Telexperiment zusammen.

Tabelle 6.17: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) der signifikanten Unterschiede zwischen den Reaktionszeiten der Probanden in den schnellen Lenkmanövern.

Proband	Vergleich (U-Test)	n	Z	p
RLCT-4	'WL' 'WR'	17 4	-2,6874	0,0072
	['L' 'R'] ['WL' 'WR']	60 21	-3,9011	$\leq 0,001$
RLCT-6	'L' 'R'	44 31	2,7919	0,0052
RLCT-7	'L' 'R'	52 40	3,1822	0,0015
RLCT-11	'L' 'R'	46 40	2,1766	0,0295
	'WL' 'WR'	7 18	-2,8063	0,0050
RLCT-12	'L' 'R'	41 54	2,6173	0,0089
RLCT-14	'L' 'R'	39 50	2,2374	0,0253

Deutlich wird, dass sich trotz Unterschieden in der Probandenleistung zwischen den Lenkreaktionen nach links und nach rechts keine systematischen Unterschiede in den Reaktionszeiten einstellen. Somit lenkten die Probanden in diesem Telexperiment nicht konsistent schneller in eine der Ausweichrichtungen.

Abbildung 6.32 zeigt entsprechend die Mediane der Reaktionszeiten differenziert über die Reaktionsaufforderung für jeden der vier Versuchsblöcke in einem Box-Whisker-Plot. Für die einzelnen Lenkreaktionen der Probanden zeigen sich dabei insbesondere hoch signifikante Unterschiede zwischen dem ersten und jeweils letzten Block (vgl. Tab. 6.18). Durch die Verkürzung der Reaktionszeit zeigt sich hier der erwartete Lern- und Konditionierungseffekt der Probanden über die Dauer der Versuchsdurchführung für die Lenkreaktionen in diesem Experiment. Um Überprüfen zu können, ob sich die Reaktionszeiten über die Blöcke hinweg zwischen Lenkmanövern nach links und rechts unterscheiden, werden diese für die weitere Analyse zusammengefasst. Abbildung 6.32 zeigt in einem Box-Whisker-Plot die entsprechenden Reaktionszeiten differenziert nach Reaktionsaufforderung.

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

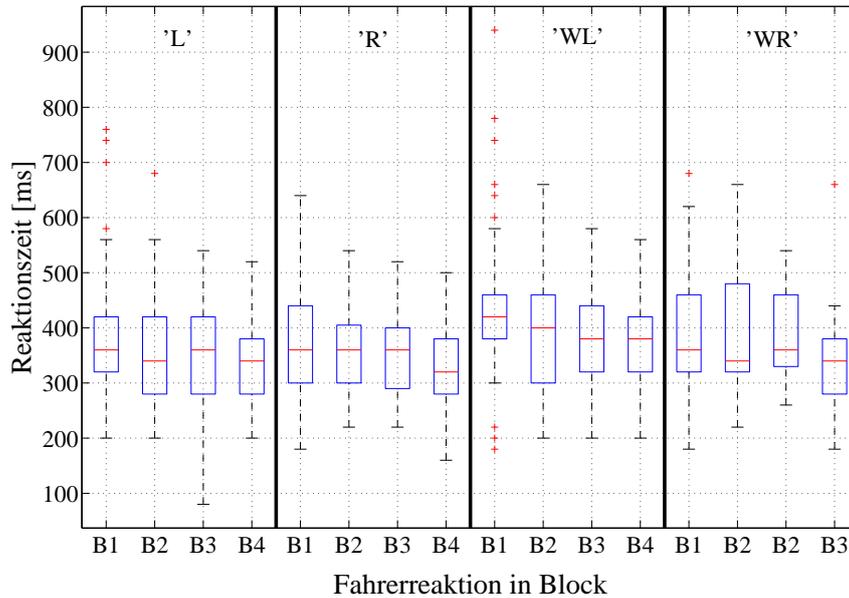


Abbildung 6.32: Der Box-Whisker-Plot zeigt die aufforderungsspezifische Reaktionszeit über alle Probanden und Versuchsblöcke für die schnellen Lenkmanöver in Experiment 3.

Tabelle 6.18: Die Tabelle zeigt für Abb. 6.32 eine Übersicht der Z- und p-Werte (U-Test) der signifikanten Unterschiede in den Reaktionszeiten zwischen den Versuchsblöcken.

Vergleich (U-Test)	n	Z	p
'L-B1' 'L-B4'	149 155	3,612	0,0003
'R-B1' 'R-B4'	131 121	-3,2345	0,0012
'R-B2' 'R-B4'	105 121	2,3415	0,0192
'R-B3' 'R-B4'	136 121	-2,2899	0,0220
'WL-B1' 'WL-B3'	63 53	-2,4476	0,0143
'WL-B1' 'WL-B4'	63 42	-2,4018	0,0163
'WR-B1' 'WR-B4'	23 28	2,0510	0,0402
'WR-B1' 'WR-B4'	28 28	2,3877	0,0169

6 Experimente

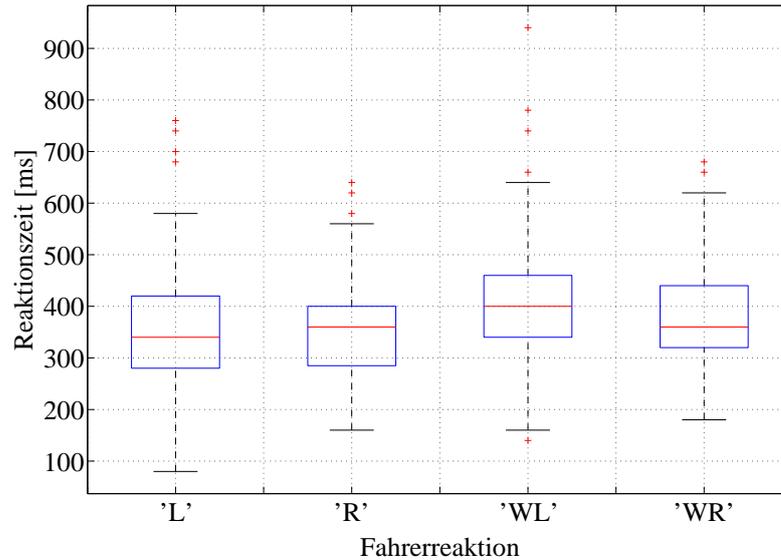


Abbildung 6.33: Der Box-Whisker-Plot zeigt die aufforderungsspezifische Reaktionszeit über 14 Probanden und Durchgänge für die schnellen Lenkmanöver in Experiment 3.

In der Zusammenfassung aller Fahrerreaktionen (vgl. Abb. 6.33) über die Blöcke und Probanden ergibt sich der Median für Lenkeinschläge nach:

- links ('L') zu 340 ms,
- rechts ('R') zu 360 ms,
- links mit Entscheidung ('WL') zu 400 ms und für
- rechts mit Entscheidung ('WR') zu 360 ms.

Ein Paarvergleich aller Reaktionszeiten (U-Test) zeigt, dass sich die Probandenreaktionen für 'L' und 'WL' ($n = 605 \mid 199$; $Z = 6,36$; $p \leq 0,001$) sowie 'R' und 'WR' ($n = 495 \mid 106$; $Z = 1,983$; $p = 0,0474$) signifikant unterscheiden. Damit wird die Vermutung gestützt, dass die Probanden für die Bedingung, in der sie sich für eine Richtung nach dem visuellen Stimulus entscheiden sollten, mehr Zeit zur Reaktion benötigten. Diese Beobachtung steht im Einklang mit den in Kapitel 3.1.2 erarbeiteten Modellvorstellungen der menschlichen Informationsverarbeitung und der sequentiellen Aktivität entsprechender neuronalen Strukturen (vgl. Kap. 3.2.1).

Weiter zeigte sich ein signifikanter Unterschied in den Reaktionszeiten in den linken und rechten Lenkmanövern nach Entscheidung ('WL'|'WR', $n = 199 \mid 106$; $Z = -2,338$; $p = 0,019$). Da im weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit die Hirnaktivität in Bezug auf die Lenkrichtung und die Reaktion an bzw. ein Ausbleiben dieser untersucht werden soll, werden die Durchgänge in denen sich die Probanden für eine Lenkrichtung nach visuellem Stimulus (Blitz links & rechts) entscheiden sollten, gesondert betrachtet.

Die beobachteten Reaktionszeiten bestätigen die in Kapitel 2.2.1 erarbeiteten Zeithorizonte einer motorischen Reaktion auf eine exogene und erwartete Reaktionsaufforderung.

Leistungsdaten im langsamen Lenkmanöver

Für die langsamen Lenkmanöver wurden die Anzahl und die ausgeführten Probandenreaktionen sowie Fehlreaktionen aus den entsprechend aufbereiteten Protokollen ermittelt. Eine Analyse der Reaktionszeit erfolgt in dieser Versuchbedingung nicht, da der genaue Zeitpunkt der Manöverausrührung am Ende der ersten Gasse stark von der Geschwindigkeit des Versuchsfahrzeugs in jedem Durchgang abhängt und diese zu stark um die vorgegebene Geschwindigkeit von 30 km/h streut (vgl. Abb. 6.30).

Die Probanden lenkten insgesamt 633 mal aufgefordert nach rechts und 610 mal nach links und mussten sich in 340 Manövern für eine Richtung entscheiden (vgl. Tab. 6.16). In diesen Manövern entschieden sie sich dabei insgesamt 155 mal die linke Gasse und 185 mal die rechte Gasse anzusteuern. In den Bedingungen mit den Reaktionsaufforderungen 'L' und 'R' reagierten drei der Probanden jeweils in zwei Durchgängen nicht aufforderungskonform. Im Vergleich zu den schnellen Lenkmanövern unter Zeitdruck zeigt sich hier eine deutlich niedrigere Anzahl an Fahr- bzw. Lenkfehlern.

Leistungsdaten in der freien Manöverwahl ohne visuellen Stimulus

In den Versuchsblöcken, in denen die Probanden vollständig selbstständig Manöver (links, L; rechts, R; mitte, M) in diesem Paradigma ohne einen externen Stimulus initiierten, wurden die entsprechend ausgeführten Lenkmanöver aus den schriftlichen Protokollen extrahiert. In 658 Durchgängen entschieden sich die Probanden insgesamt 144 mal für die mittlere Gasse, 251 mal für die linke und 263 mal für die rechte Gasse. Die Verteilung der gewählten Fahrmanöver ist über alle Probanden annähernd gleich. Alle der drei möglichen Optionen 'L', 'R' und 'M' werden durch die Probanden gewählt (vgl. Abb. 6.34). Die hirnelektrischen Daten dieser Durchgänge dienen in der weiteren Analyse zur Validierung der auf den Daten der schnellen und langsamen Lenkmanövern trainierten Prädiktoren (Klassifikatoren).

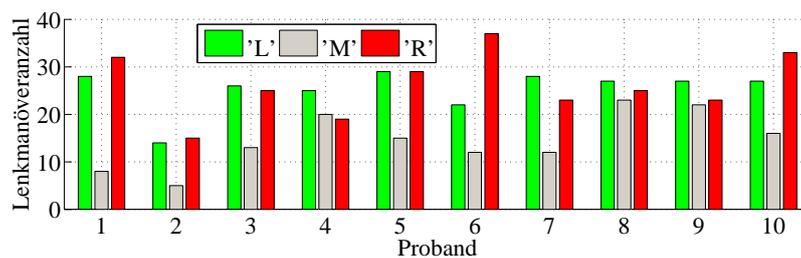


Abbildung 6.34: Das Säulendiagramm zeigt die Verteilung der selbst initiierten Fahrmanöver ohne visuelle Stimulusgabe über die Probanden.

6.3.3 Analyse der hirnelektrischen Aktivität

Vorverarbeitung

Die Vorverarbeitung der bioelektrischen Signale wird analog zu der in Experiment 1 vorgenommen (vgl. Kap. 6.1.3). Dies betrifft auch die Vorverarbeitung zur Bestimmung der statistisch unabhängigen Linearkombinationen in den EEG-Daten jedes Probanden.

Ergebnisse - EEG 'visuelle Wahrnehmung'

Zur Analyse der hirnelektrischen Aktivität, die mit der Verarbeitung der visuellen Stimulusgabe in Verbindung steht, werden Epochen von 600 ms Länge [-0.1 0.5] in den EEG-Daten um die visuelle Stimulation (Lichtblitz) gebildet. Die Signale dieser Epochen werden auf eine Baseline der ersten 100 ms vor dem Stimulus bezogen und entsprechend über alle Versuche und Probanden gemittelt, um die stimulusbezogenen Veränderungen aus dem Grundrauschen des EEG als stimuluskorreliertes Potential herauszufiltern.

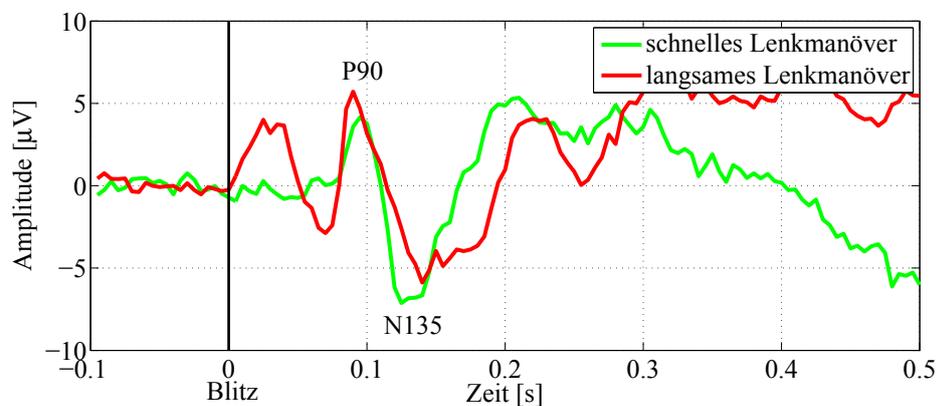


Abbildung 6.35: Die Abbildung zeigt den gemittelten Signalverlauf an der Elektrode Oz (visueller Kortex) über alle Reaktionsaufforderungen in den schnellen (1165) und langsamen (1270) Lenkmanövern über alle Probanden.

Durch das Auslösen der Fotoblitzlichter auf dem Armaturenbrett des Versuchsfahrzeugs konnte ein klassisches visuell evoziertes Potential (VEP) über dem visuellen Kortex, als Korrelat der Antwort auf die Reizung des visuellen Systems abgeleitet werden (vgl. Abb. 6.35). Die auf den Blitz folgenden Potentialgipfel im gemittelten Signalverlauf entsprechen in Latenz und Amplitude dem typischen Verlauf von VEPs (Ciganek, 1961; Odom et al., 2004; Stöhr et al., 2005). Insbesondere kann die von Russo et al. (2002) beschriebene frühe Positivierung 90 ms nach der Reizdarbietung in den schnellen als auch langsamen Lenkmanövern beobachtet werden. Da dieser Potentialgipfel auch nur über den visuellen Bereichen beobachtet werden kann, wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit angenommen, dass durch diesen und den folgenden Gipfel (N135) die neuronale Verarbeitung der visuellen Information des Lichtblitzes in der primären Sehrinde reprä-

sentiert wird (Ciganek, 1961; Stöhr et al., 2005, S. 266 ff.). Folglich kann, angenähert über alle Probanden, der Zeitraum der Aufbereitung und Verarbeitung der artifiziellen visuellen Reaktionsaufforderung durch den Lichtblitz auf neuronaler Ebene eindeutig aus den EEG-Daten abgeleitet werden. Aus dieser Analyse ergibt sich für die Weiterleitung und Verarbeitung der rein visuellen Informationen im visuellen Kortex eine Latenzzeit von ca. 135 ms; gültig für alle Probanden.

Ergebnisse - EOG & EEG 'schnelles Lenkmanöver'

Zur Analyse der hirnelektrischen Aktivität unmittelbar vor einem Lenkmanöver, werden Epochen von 2 s Länge in den EEG-Daten um den Beginn des Lenkmanövers gebildet. Diese Epochen werden über alle Versuche einer Versuchsperson gemittelt, um die stimulusbezogenen Veränderungen aus dem Grundrauschen des EEG als ereigniskorreliertes Potential herausfiltern zu können. Abbildung 6.36 zeigt das Gesamtmittel (*Grand Average*, 14 Probanden) der auf das jeweilige Lenkmanöver gemittelten EEG-Signale an den Elektroden C3 und C4 (Motorkortex) in einem Zeitfenster beginnend 1 s vor bis 1 s nach dem Lenkbeginn sowie die entsprechend gemittelte Augenbewegung (EOG). Aufgrund der signifikanten Unterschiede in den Leistungsdaten (vgl. Kap. 6.3.2) erfolgt an dieser Stelle eine getrennte Betrachtung der Durchgänge, in denen die Probanden eine Lenkrichtung vorgegeben bekommen haben ('L' & 'R') und jene in der sich die Probanden selbst für die Richtung nach dem visuellen Stimulus ('WL' & 'WR') entscheiden sollten. Wie vor dem Tastendruck (Experiment 1) und dem Lenkbeginn im LCT (Experiment 2) zeigt sich im zeitlichen Verlauf der EEG-Signale an den Elektroden C3 und C4 über dem motorischen Kortex eine deutliche Positivierung, die etwa mit dem Beginn des Lenkmanövers ihr Maximum erreicht. Unmittelbar vor der Lenkbewegung setzt allerdings auch in der gemittelten horizontalen Augenbewegung (EOG_h) eine Positivierung für Lenkeinschläge nach rechts ('R') bzw. eine Negativierung für Lenkeinschläge nach links ('L') ein. Eine Betrachtung der horizontalen EOG-Daten in den Einzeldurchgängen zeigt, dass die Probanden die entsprechende Gasse unmittelbar um den Beginn des Lenkmanövers fixieren. Aus dieser lenkrichtungsspezifischen Charakteristik der EEG- und EOG-Daten ergibt sich auch in diesem Experiment analog zu Simulatorexperiment die Notwendigkeit den Einfluss der horizontalen Augenbewegung in den EEG-Daten gesondert zu beachten, um die Ursache der Signalveränderungen über den motorischen Arealen näher bestimmen zu können.

Die Ähnlichkeit der in Abb. 6.36 dargestellten Signalverläufe zwischen den Bedingungen 'L/R' und 'WL/WR' wird im Folgenden mit einer Korrelationsrechnung überprüft, deren Ergebnisse in Tabelle 6.19 zusammengefasst sind. Es zeigt sich, dass die gemittelten EEG-Signale, die eine entsprechende Positivierung aufweisen (C3-L & C4-R) mit denen der Bedingung in der sich die Probanden für eine Richtung entscheiden mussten, eine mindestens mittlere Korrelation aufweisen und sich somit im zeitlichen Verlauf sehr ähneln. Die EEG-Signalmittel zeigen darüber hinaus einen lenkrichtungsspezifischen Unterschied, der ca. 200 ms vor dem Lenkbeginn in den gemittelten Daten beobachtet werden kann.

6 Experimente

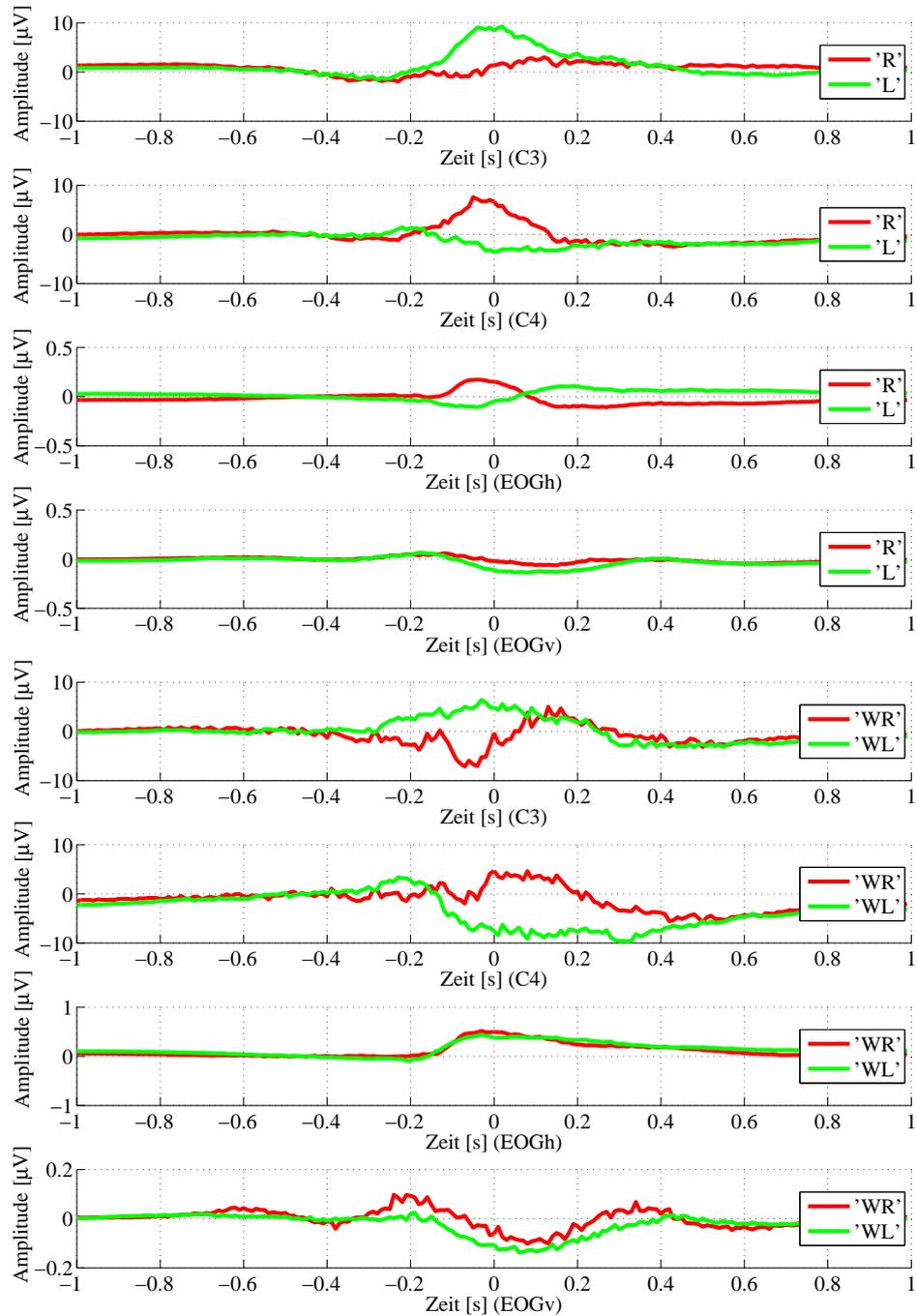


Abbildung 6.36: Die Abbildung zeigt den gemittelten Signalverlauf vor einem vorgegebenen ('L' & 'R') und selbstgewählten ('WL' & 'WR') schnellen Lenkmännöver zum Zeitpunkt 0 über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Kortex sowie der vertikalen (EOGv) und horizontalen (EOGh) Augenbewegung über alle Probanden ('L': 605 | 'R': 495, 'WL': 199 | 'WR': 106; 0,5-45 Hz).

Tabelle 6.19: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Korrelationskoeffizienten der reaktionsspezifischen Mittelwerte der EEG und EOG Signale.

Vergleich	r	p
C3-L C3-WL	0,7147	$\leq 0,001$
C4-L C4-WL	0,9019	$\leq 0,001$
C3-R C3-WR	-0,2056	0,0035
C4-R C4-WR	0,6616	$\leq 0,001$

Um analog zu Experiment 1 & 2 die EEG-Daten dieses Experiments auf Korrelate der hemisphärischen motorischen Vorbereitung untersuchen zu können, werden die Signale an den Elektroden für jedes Manöver bipolar gefiltert (C3-C4 sowie C4-C3) und entsprechend im arithmetischen Mittel zusammengefasst.

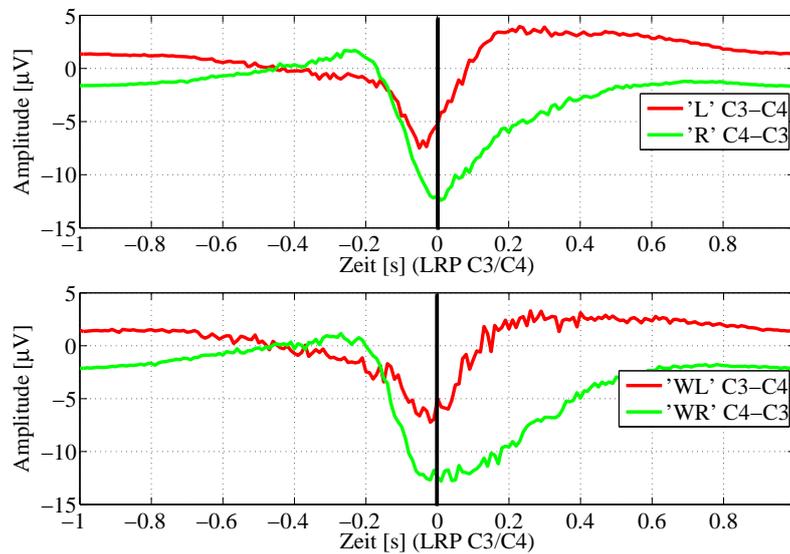


Abbildung 6.37: Die Abbildung zeigt die gemittelte Differenz der EEG-Signale an C3 und C4 über dem jeweils linken und rechten motorischen Kortex über alle Probanden ('L': 605 | 'R': 495, 'WL': 199 | 'WR': 106; 0,5-45 Hz).

So tritt aus dem Differenzsignal der rein reaktionsspezifische Unterschied über den motorischen Arealen hervor (vgl. Abb. 6.37). Der entsprechend gemittelte Verlauf der Signaldifferenz zeigt die Charakteristik des in Experiment 1 & 2 beobachteten LRP für alle Probanden, die das schnelle Lenkmanöver ausführten. So setzt auch hier eine Negativierung im hemisphärischen Differenzsignal ab ca. 190 ms ($M: 186,79$ ms; $\sigma: 28,8$) vor einer Lenkbewegung bei allen Probanden ein. Da es sich bei Lenkbewegungen um eine beidhändige Bewegung handelt, kann dieses LRP über dem linken sowie rechten Motorkortex bei rechten und linken Lenkmanövern beobachtet werden. Mit einem Amplitudenmini-

6 Experimente

mum des *Grand Average* von $-12 \mu V$ liegt das beobachtete Potential deutlich unter dem des 'Tastendruck-LRP' ($-2 \mu V$) sowie 'LCT-LRP' ($-1,8 \mu V$), jedoch im Bereich üblicher Amplitudenwerte. Die von Hackley und Miller (1995) beobachtete Vergrößerung der Amplitude des LRP bei komplexen Bewegungen der oberen Gliedmaßen stützt in Verbindung mit der in Kapitel 3.2.2 erarbeiteten Komplexität der Muskelaktivität in Lenkmanövern die Schlussfolgerung, dass es sich bei dem beobachteten Hirnpotential um das lateralisierte Bereitschaftspotential vor einem Lenkmanöver handelt. Weiter zeigt sich für Lenkmanöver nach rechts im LRP aller Probanden eine stärkere Negativierung vor dem Lenkbeginn als für Lenkmanöver nach links. Der Berechnung des LRP folgend (vgl. Kap. 4.1.2) ist dies als stärkere Aktivität des linken motorischen Kortex zu interpretieren. Zur Verifikation der zeitlichen Validität des beobachteten Hirnpotentials fasst Abbildung 6.38 die Latenzzeiten der visuellen Reizaufnahme und motorischen Vorbereitung, bezogen auf den Median der Reaktionszeiten, aller Probanden zusammen.

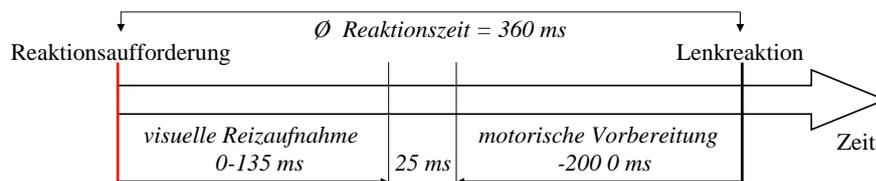


Abbildung 6.38: Die Abbildung zeigt schematisch die aus den neuronalen Indikatoren ermittelten Latenzzeiten in den schnellen Lenkmanövern.

Analog zu den EEG-Daten der Simulatorstudie zeigt sich, dass sich das LRP zwischen den beiden Lenkrichtungen über den Hemisphären unterscheidet. Ob dieser hemisphärische Unterschied in der Charakteristik des beobachteten Hirnpotentials für die Prädiktion der Richtung eines Lenkmanövers verwendet werden kann, wird im weiteren Verlauf dieses Kapitels überprüft. Im Vergleich zu den Ergebnissen der Simulatorstudie zeigt sich bereits hier ein deutlicherer Unterschied in den betrachteten Signalmitteln. Aufgrund der in Kapitel 3.2.2 erarbeiteten differenzierten Muskelaktivität bei linken und rechten Lenkmanövern in Verbindung mit der funktionalen Bedeutung des LRP (Depolarisation der verantwortlichen motorischen Pyramidenzellen, vgl. Kap. 4.1.2) besteht jedoch Grund zu der Annahme, dass sich die hemisphärische Aktivität des motorischen Kortex zwischen den einzelnen rechten und linken Lenkmanövern in Unterschied zu Experiment 2 für reale Lenkkräfte unterscheidet.

Die Analyse der spektralen Veränderungen der EEG-Signale über den entsprechenden motorischen Arealen aller Probanden zeigt auch für dieses Experiment eine aus der Literatur und Experiment 1 & 2 bekannte Charakteristik. Abbildung 6.39 zeigt dazu für die entsprechenden Zeit- und Frequenzbereiche signifikante Unterschiede ($p < 0,01$) in der log-transformierten spektralen Leistung (ERSP) über der jeweils linken (Elektrode C3) und rechten (Elektrode C4) motorischen Hemisphäre für jeweils linke und rechte Lenkmanöver. Wie in den vorherigen Experimenten konnten die Beobachtungen zum spektralen Verhalten der EEG-Signale vor motorischer Aktivität von Pfurtscheller (1981) sowie Hwang und Andersen (2009) für die motorische Vorbereitung von Lenk-

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

manövern repliziert werden. Analog zu den Veränderungen des α - und β -Bandes vor einfachen Tastendrücken, wird in diesem Experiment die zeitliche Modulation dieser Frequenzbereiche vor dem Bewegungsbeginn repliziert. Über alle Probanden und Lenkreaktionen zeigt sich ein signifikanter Anstieg ($p \leq 0,01$) der ERSP in einem Zeitbereich, der mit dem Einsetzen der Negativierung über den motorischen Arealen zusammenfällt (vgl. Abb. 6.38). Diese spektralen Veränderungen der EEG-Daten über den motorischen Arealen unterstützen die grundlegende Annahme, dass der Beginn des LRP auch in diesem Experiment den Übergang von motorischer Planung zur Bewegungsvorbereitung im Sinne der Muskelansteuerung indiziert.

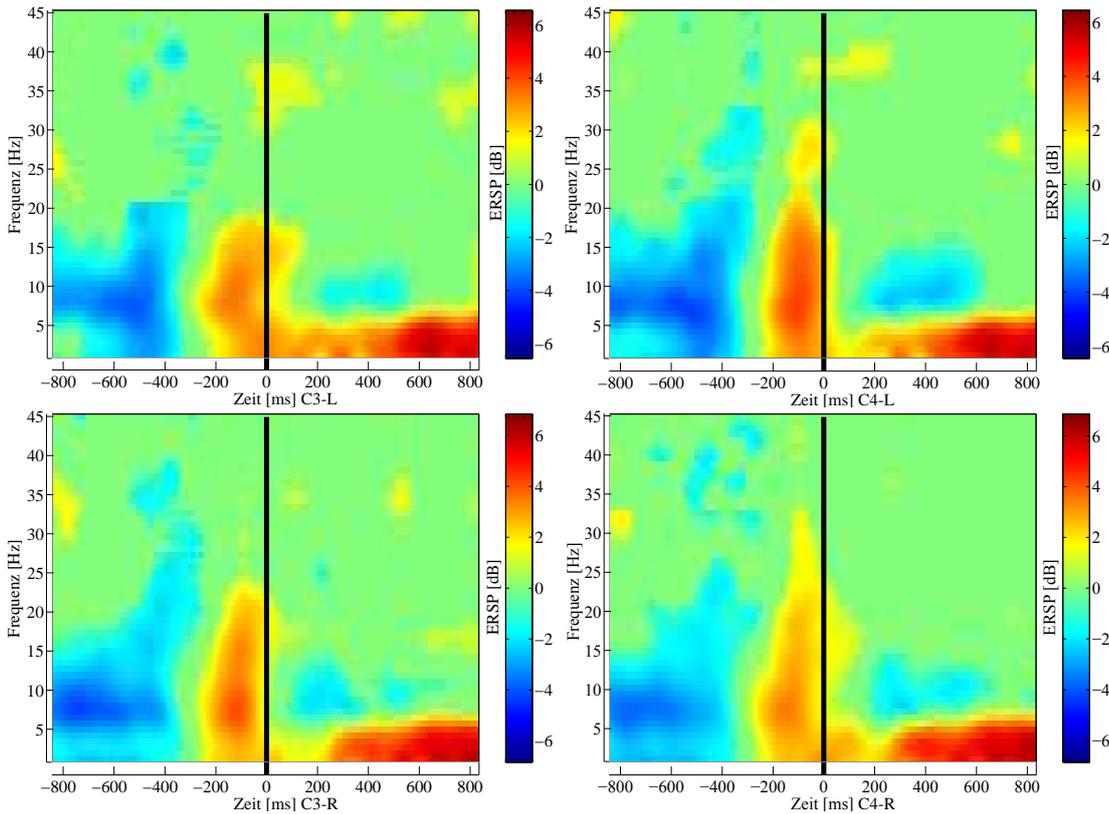


Abbildung 6.39: Die Abbildung zeigt die signifikanten spektralen Charakteristika der EEG-Signale an den Elektroden C3 (jeweils links) und C4 (jeweils rechts) für alle schnellen Lenkmanöver nach links ('L' oben) und rechts ('R' unten) vor dem Lenkbeginn zum Zeitpunkt 0 aller 14 Probanden ('L': 605 | 'R': 495; 0,5-45 Hz).

Da sich zwischen der Lenkbedingungen 'L' & 'R' und den Lenkmanövern mit freier Richtungswahl nach dem Stimulus 'WL' & 'WR' keine wesentlichen Unterschiede in der spektralen als auch temporalen Signalcharakteristik zeigen, werden diese zu entsprechend linken ('L' & 'WL') und rechten ('R' & 'WR') Lenkmanövern für die weitere Analyse zusammengefasst.

Ergebnisse - ICA auf den EEG-Daten des schnellen Lenkmanövers

Bei der Bestimmung statistisch unabhängiger Linearkombinationen in den EEG-Daten durch die ICA zeigte sich, dass die Anwendung dieses Verfahrens auf stark artefaktbelasteten Daten nicht unproblematisch ist. Dennoch konnte für eine Reihe von Probanden die motorische Aktivität als unabhängige Linearkombinationen der EEG-Daten identifiziert werden. In deren Kombinationen von Elektroden als auch den entsprechenden zeitlichen Verläufen ihrer Aktivität sind diese mit denen des Tastendruck- und Simulatorexperiments vergleichbar. Exemplarisch kann für den Probanden RLCT-1 die Aktivität des linken und rechten motorischen Kortex vor einer Lenkbewegung durch die Komponenten IC 25 und IC 26 identifiziert werden (vgl. Abb. 6.40).

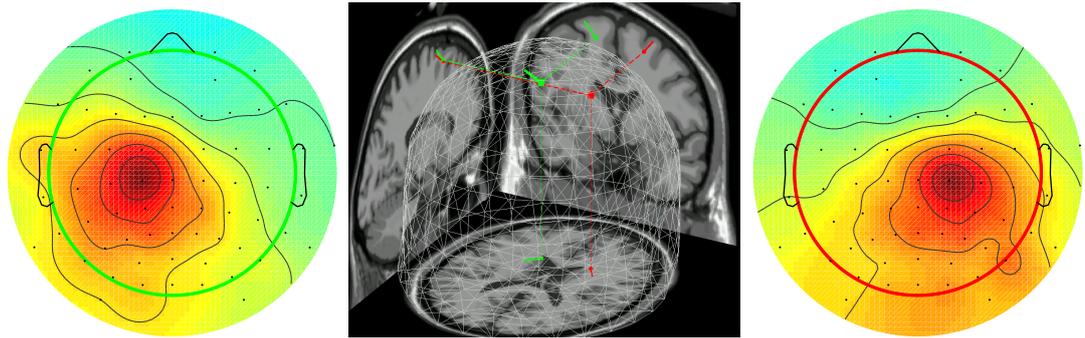


Abbildung 6.40: Die Abbildung zeigt für den Probanden RLCT-1 links die Topografie der IC 26 und rechts die der IC 25. In der Mitte werden die äquivalenten Dipole dieser Komponenten (IC 25: rot, IC 26: grün) dargestellt.

In fast allen 87 Lenkmanövern dieses Probanden zeigt die Aktivität dieser motorischen Komponenten ab 200 ms vor dem Beginn des Lenkmanövers eine konsistente Charakteristik (vgl. Abb. 6.41: RLCT-1). Abbildung 6.40 zeigt weiter in der Mitte die entsprechend rekonstruierten äquivalenten Dipole und Tabelle 6.20 die entsprechende Ausgabe des Talairach Atlas für Hirnregionen. Beide Dipole werden durch diesen Hirnatlas im Bereich des Brodmann Areals 6 im prämotorischen Kortex verortet. Die Komponenten IC 25 und IC 26 spiegeln so die hirnelektrische Aktivität der prämotorischen Areale unmittelbar vor Ausführung eines Lenkmanövers wider.

Tabelle 6.20: Die Tabelle zeigt die Koordinaten der errechneten äquivalenten Dipole IC 25 und IC 26 des Probanden RLCT-1 und die entsprechende neuroanatomische Zuordnung nach dem Talairach Atlas.

IC	Koordinaten (x,y,z)	Talairach Atlas	Residualvarianz
25	(21, 18, 52)	<i>Right Cerebrum, Frontal Lobe, Middle Frontal Gyrus, BA 6</i>	2,99 %
26	(-15, 16, 54)	<i>Left Cerebrum, Frontal Lobe, Superior Frontal Gyrus, BA 6</i>	2,42 %

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

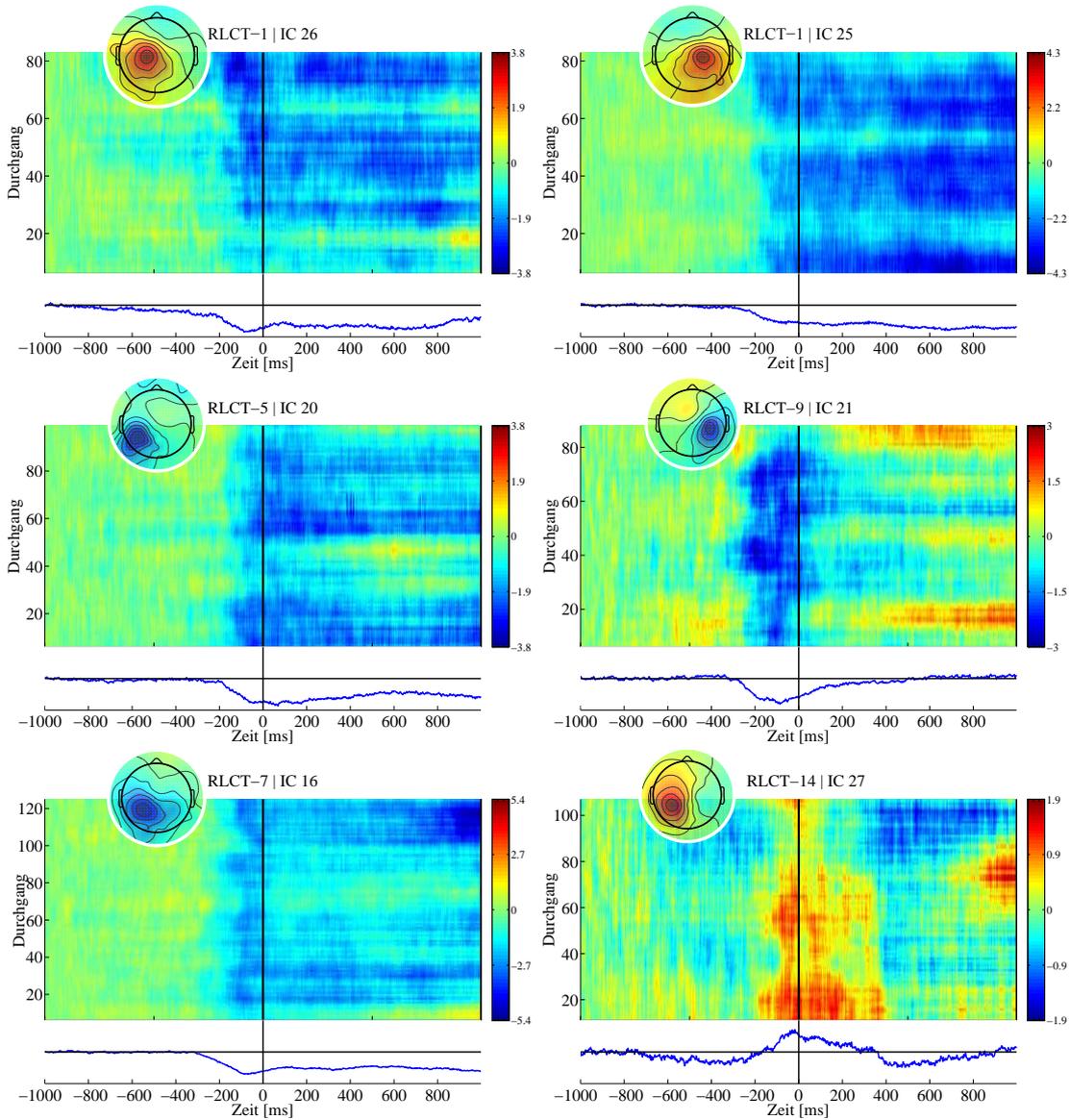


Abbildung 6.41: Die Abbildung zeigt exemplarisch für fünf Probanden (RLCT-1/5/7/9/14) die Koeffizienten der unabhängigen Linearkombinationen über den motorischen Arealen als topografische Karten. Jeweils darunter befindet sich der Signalverlauf der entsprechenden Komponente für jeden Durchgang und das entsprechende arithmetische Mittel.

6 Experimente

In der Analyse der gemittelten physiologischen Daten für die schnellen Lenkmanöver zeigte sich neben charakteristischen Veränderungen der EEG-Daten auch eine lenkrichtungsspezifische Augenbewegung im horizontalen EOG in einem Zeitbereich der mit der Aktivität des motorischen Kortex vor einer Bewegungsausführung zusammenfällt. Dies ist nicht überraschend, da der Fahrer zum Lenken visuelle Informationen benötigt und die Gasse fixiert bevor ein Lenkmanöver motorisch vorbereitet und initiiert werden kann (Land und Lee, 1994). Um ausschließen zu können, dass der LRP-ähnliche Signalverlauf in den EEG-Daten rein durch die horizontale Augenbewegung verursacht worden ist, erfolgt im Weiteren eine Identifikation des statistisch unabhängigen Anteils der horizontalen Augenbewegung in den EEG-Daten analog zu Experiment 2.

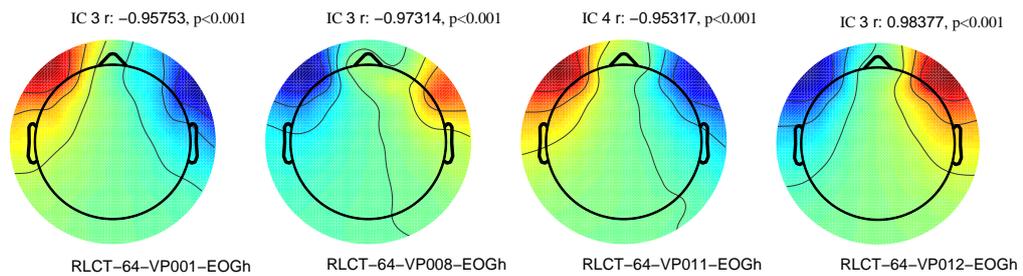


Abbildung 6.42: Die Abbildung zeigt beispielhaft anhand von vier Probanden (RLCT-1/8/11/12) die Koeffizienten der unabhängigen Linearkombinationen als interpolierte Projektion auf die Elektrodenpositionen, die den statistisch unabhängigen Anteil der horizontalen Augenbewegung im EEG repräsentieren.

Über alle Probanden konnte durch eine entsprechende Korrelationsrechnung der probandenspezifischen horizontalen EOG-Signale und aller unabhängigen Linearkombinationen der EEG-Daten eindeutig der statistisch unabhängige Anteil der horizontalen Augenbewegung im EEG identifiziert werden (vgl. Abb. 6.42). Die topografischen Verteilungen der Koeffizienten dieser zum EOG hoch korrelierten Komponenten ($r > 0.85$) entsprechen dabei konsistent den für horizontale Augenbewegungen bekannten Mustern (vgl. Kap. 4.2.4) sowie den Mustern aus Experiment 2 (vgl. Abb. 6.23).

Durch diese eindeutige Identifikation ist es möglich die 'EOGh-Komponenten' aus den entsprechenden EEG-Daten jedes Probanden zu subtrahieren, um weitestgehend einen gerichteten Einfluss der horizontalen Augenbewegung auf die EEG-Daten über den motorischen Arealen ausschließen zu können. Im Folgenden werden die in Experiment 1 & 2 bereits eingeführten Verfahren zur Klassifikation von motorischen Hirnpotentialen auf den roh und auf den 'EOGh-Komponenten'-bereinigten EEG-Daten angewendet.

Prädiktion eines schnellen Lenkmanövers mit einem BCI

Wie auch für das Tastendruck- und Simulatorexperiment konnten temporale (LRP) und spektrale (ERSP) Indikatoren der Bewegungsvorbereitung über den motorischen Arealen im EEG vor einer Lenkbewegung identifiziert werden. In der nachfolgenden Analyse werden die in dieser Arbeit, auf den Daten der einfachen Fingerbewegungen, validierten Verfahren der Merkmalsextraktion und Klassifikation von bewegungsvorbereitenden Hirnpotentialen entsprechend angewendet.

In einem ersten Schritt werden so die Möglichkeiten einer Prädiktion der Lenkrichtung mit einem auf das temporale Muster des LRP trainierten BCI untersucht. In einem späteren Schritt wird in dieser Arbeit auch die Möglichkeit einer EEG-basierenden Detektion des Ausbleibens einer Lenkreaktion überprüft.

Um die Richtung des geplanten Lenkmanövers aus den EEG-Daten des Fahrers präzisieren zu können, erfolgt zuerst eine Analyse der Veränderungen der hirnelektrischen Aktivität in einem statischen Zeitfenster um den Beginn der Lenkreaktion. Dazu werden die EEG-Daten um jeden Lenkbeginn in einer einsekündigen Epoche ($[-0,5 - 0,5 \text{ s}]$) über alle 64 Elektroden betrachtet und auf Klassifizierbarkeit der Signale analog zu Experiment 1 untersucht. Tabelle 6.21 fasst die entsprechend gerechneten Klassifikationsansätze überblicksartig zusammen. Die Bezeichnung LDA- \times bezieht sich dabei auf eine einfache Kovarianzschätzung bei der Klassifikatorbildung und die Bezeichnungen RLDA- \times und SLDA- \times auf die entsprechenden Regularisierungsverfahren dieser Schätzung nach Gleichung 4.8 und 4.9. Die Bezeichnung \times LDA- \times -EOGh bezieht sich auf die Klassifikation der um die jeweilige probandenspezifische EOGh-IC bereinigten EEG-Daten.

Tabelle 6.21: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die gerechneten Klassifikationsansätze zur Prädiktion der Lenkrichtung in schnellen Lenkmanövern.

Bezeichnung	Extraktion des LRP in ms	Klassifikator
LDA-3	$[-150 \ 0]$ 3-Tupel	LDA
LDA-4	$[-200 \ 0]$ 4-Tupel	LDA
RLDA-3	$[-150 \ 0]$ 3-Tupel	RLDA
RLDA-4	$[-200 \ 0]$ 4-Tupel	RLDA
SLDA-3	$[-150 \ 0]$ 3-Tupel	SLDA
SLDA-4	$[-200 \ 0]$ 4-Tupel	SLDA

Abbildung 6.43 fasst den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler jedes Probanden über die entsprechenden Merkmalsextraktionen (3- bzw. 4-Tupel) und die verschiedenen Verfahren der Kovarianzschätzung (Regularisierung) bei der Klassifikatorbildung in einem Box-Whisker-Plot zusammen. Der Median für die nicht regularisierte LDA liegt unabhängig von der Merkmalsextraktion und Klassifikatorbildung in einem Bereich, der als nicht klassifizierbar zu betrachten ist. Dies liegt nicht an mangelnder Differenzierbarkeit der extrahierten Merkmale, sondern ist in der Schwäche des nicht-verteilungsfreien Verfahrens der verwendeten Klassifikatorbildung begründet.

6 Experimente

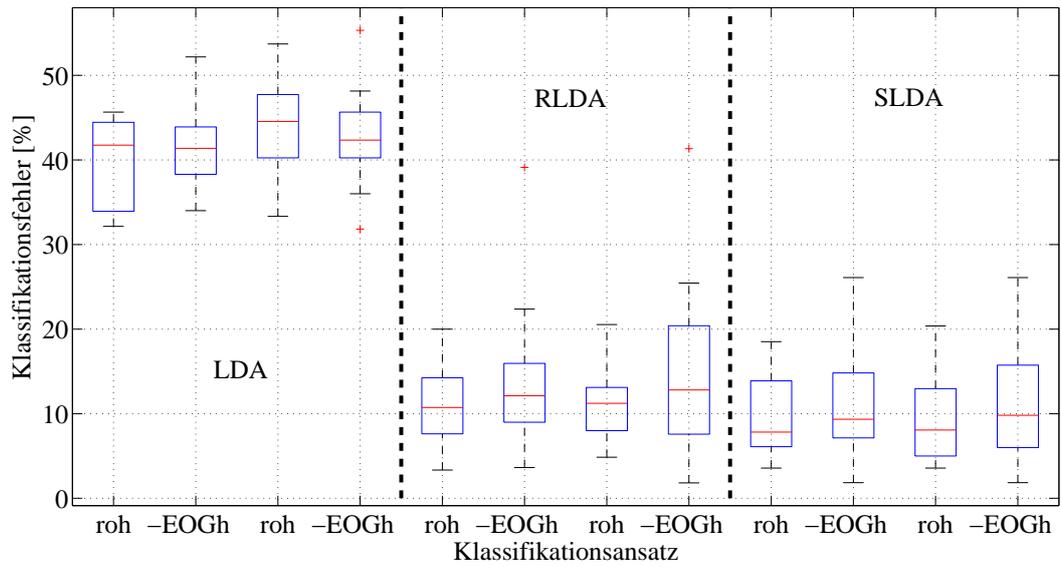


Abbildung 6.43: Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler über verschiedene Merkmalsvektoren und individuell trainierte Klassifikationsverfahren für die Lenkrichtung auf nicht bereinigten (roh) und EOGh-bereinigten EEG-Daten in den schnellen Lenkmanövern.

Tabelle 6.22: Die Tabelle zeigt für Abb. 6.43 eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Test auf Unterschiede in den kreuzvalidierten Klassifikationsfehlern.

Paarvergleich (U-Test), n = 14 14	Z	p
RLDA-3 RLDA-4	-0,1608	0,8722
SLDA-3 SLDA-4	0,3219	0,7476
RLDA-3 SLDA-3	0,6203	0,5351
RLDA-4 SLDA-4	1,4474	0,1440
RLDA-3-EOGh RLDA-4-EOGh	-0,0460	0,9633
SLDA-3-EOGh SLDA-4-EOGh	-0,2069	0,8361
RLDA-3-EOGh SLDA-3-EOGh	0,8500	0,3953
RLDA-4-EOGh SLDA-4-EOGh	0,5743	0,5657
RLDA-3 RLDA-3-EOGh	-0,7353	0,4622
RLDA-4 RLDA-4-EOGh	-0,6205	0,5350
SLDA-3 SLDA-3-EOGh	-0,3447	0,7303
SLDA-4 SLDA-4-EOGh	-0,8422	0,3461

Abhängig von den gewählten temporalen Merkmalen und der Anzahl der EEG-Elektroden wird in dieser Analyse ein Merkmalsraum mit 192 (3×64) bzw. 265 (4×64) Dimensionen aufgespannt, in dem aus lediglich durchschnittlich 50 Lenkmanövern pro Richtung die Verteilung der extrahierten Merkmale geschätzt wird. Wird die Singularität der Kovarianzschätzung durch entsprechende Verfahren der Regularisierung angepasst, kann die Richtung aus den letzten 200 ms vor einer Lenkbewegung aus den EEG-Daten prädiziert werden. Für die Ansätze RLDA-3/4 ergibt sich im Median über alle 14 Probanden der Klassifikationsfehler zu 10,74% sowie 11,23% und für das Verfahren SLDA-3/4 zu 7,83% und 8,07%. Der Unterschied in den Klassifikationsfehlern zwischen den entsprechenden Merkmalsextraktionen innerhalb eines Verfahrens ist dabei nicht signifikant wie auch zwischen den verwendeten Verfahren zur Regularisierung (vgl. Tab. 6.22). Für die 'EOGh-bereinigten' Daten liegen die Mediane der Klassifikationsfehler nicht signifikant höher. Die Mediane der kreuzvalidierten Klassifikationsfehler liegen für die betrachteten Verfahren bei 12,12% (RLDA-3-EOGh), 12,81% (RLDA-4-EOGh), 9,35% (SLDA-3-EOGh) und 9,82% (SLDA-4-EOGh). Diese Ergebnisse belegen, dass sich die hirnelektrische Aktivität im zeitlichen Bereich des LRP vor einem Lenkmanöver unterscheidet und dass aus diesem Unterschied die Richtung eines ausgeführten Lenkmanövers mit einem individuell trainierten BCI konservativ in 90% aller schnellen Lenkmanöver in einem statischen Zeitfenster vor dem Lenkbeginn offline prädiziert werden kann. Da das BCI auf dem zeitlichen Verlauf des eigentlich individuell invarianten lateralisierten motorischen Bereitschaftspotentials trainiert worden ist, liegt die Vermutung nahe, dass ein solcher Klassifikator generalisiert für die Probanden trainiert werden kann. Im Folgenden wird dazu die Möglichkeit betrachtet, einen universal gültigen Klassifikator zu trainieren. Dazu werden die Datensätze aller Probanden zusammengefasst und analog zu den Verfahren der individuellen Klassifikation verarbeitet. Da die Probanden insgesamt häufiger nach links als nach rechts lenkten, wurde aus allen Lenkmanövern nach links zufällig die Anzahl der rechten für das Klassifikatortraining ausgewählt. Tabelle 6.23 fasst den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler der verwendeten Klassifikationsverfahren für die Daten aller Probanden zusammen. Wie erwartet zeigen sich hier keine signifikanten Unterschiede in der Klassifikationsleistung der verschiedenen Verfahren.

Tabelle 6.23: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den geschätzten über die Probanden kreuzvalidierten Klassifikationsfehler eines universal gültigen Klassifikators zur Lenkrichtungsprädiktion (602 'L' | 602 'R').

Klassifikator	Klassifikationsfehler
LDA-3	11,32 %
LDA-4	10,96 %
RLDA-3	11,53 %
RLDA-4	11,32 %
SLDA-3	10,82 %
SLDA-4	10,82 %

6 Experimente

Es zeigt sich, dass theoretisch in 89% aller Lenkmanöver die Lenkrichtung mit einem universalen Klassifikator in einem statischen Zeitfenster vor dem Lenkbeginn aus neuronalen Prozessen der motorischen Lenkmanövervorbereitung richtig präzisiert werden können. Die Validität der Klassifikation auf motorischen Vorbereitungsprozessen kann dabei aus Abbildung 6.44 abgeleitet werden.

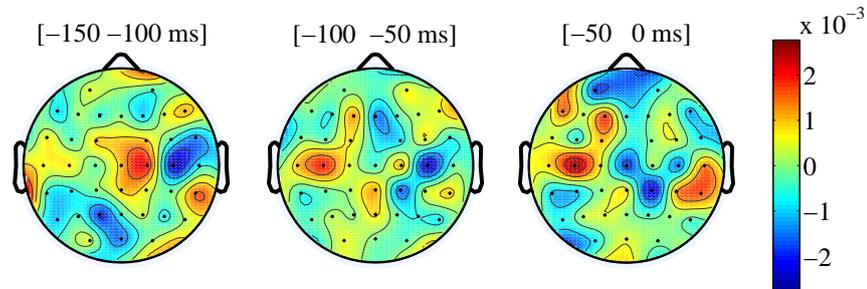


Abbildung 6.44: Die Abbildung zeigt die interpolierte Projektion der Koeffizienten der trennenden Entscheidungsebene (RLDA-3) über die Elektrodenpositionen aller Probanden (Kopf von oben, Nase vorn, Elektrodenpositionen).

Die in Abbildung 6.44 gezeigte Projektion der Koeffizienten, der über alle Probanden trainierten Entscheidungsebene, zeigt in der Topografie der Koeffizientenmaxima und -minima eine deutliche Gewichtung der Aktivität der rechten und linken motorischen Areale. D.h. über alle Probanden und jedes einzelne Fahrmanöver unterscheiden sich die EEG-Signale über diesen Arealen am stärksten im zeitlichen Bereich des LRP. Eine Gewichtung der EEG-Elektroden im Bereich der frontalen Elektroden zeigt sich dabei nicht. Somit ist in Verbindung mit den Ergebnissen der individuell EOGh-bereinigten Daten davon auszugehen, dass die Klassifikation der extrahierten temporalen Merkmale nicht durch die richtungsspezifische Augenbewegung verzerrt wurde.

Da die Klassifikationsleistung dieser universalen Entscheidungsebene jedoch durch eine 'leave-one-out-Kreuzvalidierung' geschätzt wurde, gingen in das Klassifikatortraining praktisch alle Daten jedes Probanden einmal ein. Um auch die praktische Validität eines universalen Klassifikators überprüfen zu können, wird im Folgenden eine Kreuzvalidierung der Erkennungsleistung über die Probanden selbst durchgeführt. Abbildung 6.45 fasst die Ergebnisse dieser Analyse in einem Box-Whisker-Plot zusammen. Dargestellt werden jeweils links die Verteilung der prozentualen Klassifikationsfehler auf den Trainingsdaten (n-1 Probanden) und jeweils rechts die der klassifizierten Lenkmanöver der jeweils 14 einzelnen Probanden für die entsprechenden Klassifikationsansätze. Die Ergebnisse der Trainingphase bestätigen dabei über alle Verfahren und Merkmalsextraktionen hinweg die Ergebnisse des Klassifikators, der durch alle Datensätze trainiert wurde (vgl. Tab. 6.23). Für die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsleistung kann für den Ansatz RLDA-3 ein Fehler im Median von 19,34% und für den gleichen Ansatz auf einem 4-Tupel an extrahierten Merkmalen (RLDA-4) ein Fehler von 24,75% ermittelt werden. Der Klassifikationsansatz SLDA schneidet im Vergleich der Mediane leicht bes-

ser ab und ergibt einen Fehler für das 3-Tupel (SLDA-3) von 17,54% und für das 4-Tupel (SLDA-4) eine Fehlererkennung in 18,78% der Lenkmanöver. Diese Unterschiede in den Erkennungsleistungen sind jedoch nicht signifikant (vgl. Tab. 6.24).

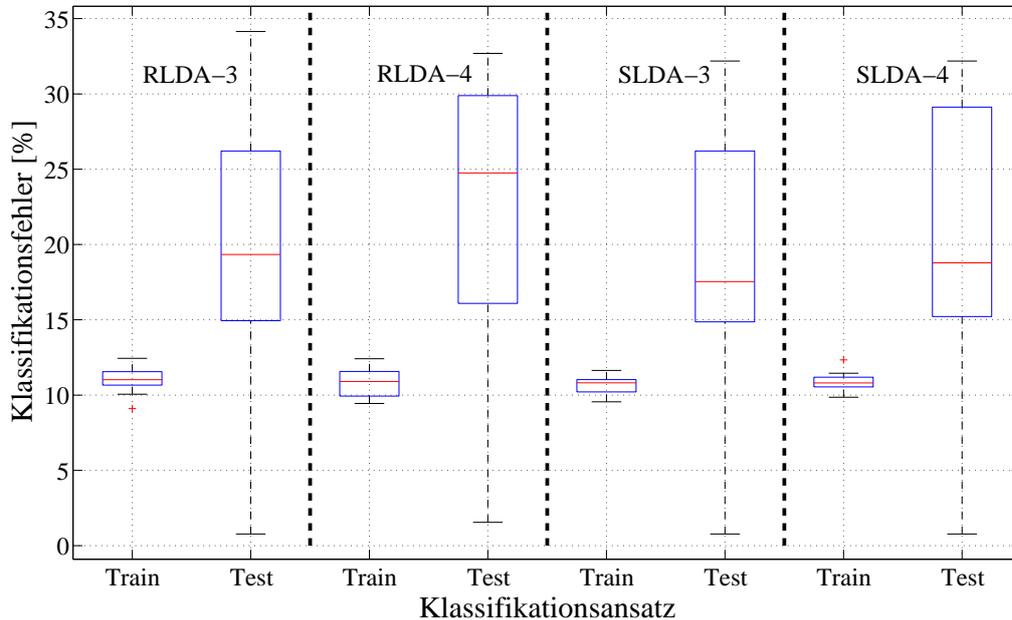


Abbildung 6.45: Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler des jeweils auf $n-1$ Probanden trainierten Klassifikators (*Train*) bei Anwendung auf den jeweils n -ten Probanden (*Test*).

Tabelle 6.24: Die Tabelle zeigt für Abb. 6.45 eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Signifikanz der Unterschiede in den kreuzvalidierten Klassifikationsfehlern.

Paarvergleich (U-Test)	n	Z	p
RLDA-3-Test RLDA-4-Test	14 14	-0,5974	0,5502
SLDA-3-Test SLDA-4-Test	14 14	-0,4138	0,6790
RLDA-3-Test SLDA-3-Test	14 14	0,3678	0,7130
RLDA-4-Test SLDA-4-Test	14 14	0,6893	0,4906

Mit einer durchschnittlichen Erkennungsleistung von ca. 80% aller Lenkrichtungen liegt diese Klassifikationsleistung zwar unter der geschätzten Klassifikationsleistung von 89%, bestätigt jedoch, dass diese Klassifikation auf dem zeitlichen Muster des LRP nicht auf die Daten der Probanden überangepasst (*overfitted*) wurde. So ähneln sich die Topografie und der zeitliche Verlauf des extrahierten 'LRP-Merkmal's' zwischen allen Probanden derart, dass eine Prädiktion der Lenkrichtung auf einem dem Klassifikator vollkommen

6 Experimente

unbekannten Probanden möglich ist. Gleichzeitig zeigt sich die Relevanz der Trainingsdatenumenge. So ist davon auszugehen, dass die Unterschiede in den Klassifikationsleistungen mit einer zunehmenden Anzahl an Trainingsdaten geringer werden. Ein Vergleich der falsch rechts ('R'→'L', FR) und falsch links ('L'→'R', FL) Klassifikationen nach Lenkrichtung, zeigt keine Präferenz für einen der berechneten Klassifikationsansätze. So werden bis auf zwei Probanden nahezu gleich viele Lenkrichtungen durch den entsprechenden Klassifikator falsch zugeordnet (vgl. Abb. 6.46 und Tab. 6.25). Nur für die Probanden RLCT-3 und RLCT-4 zeigt sich die Besonderheit, dass die jeweils linken Lenkmanöver fast vollständig falsch erkannt werden. Weiter zeigt diese Analyse jedoch keine systematische Fehlklassifikation der Lenkrichtung über die einzelnen Probanden.

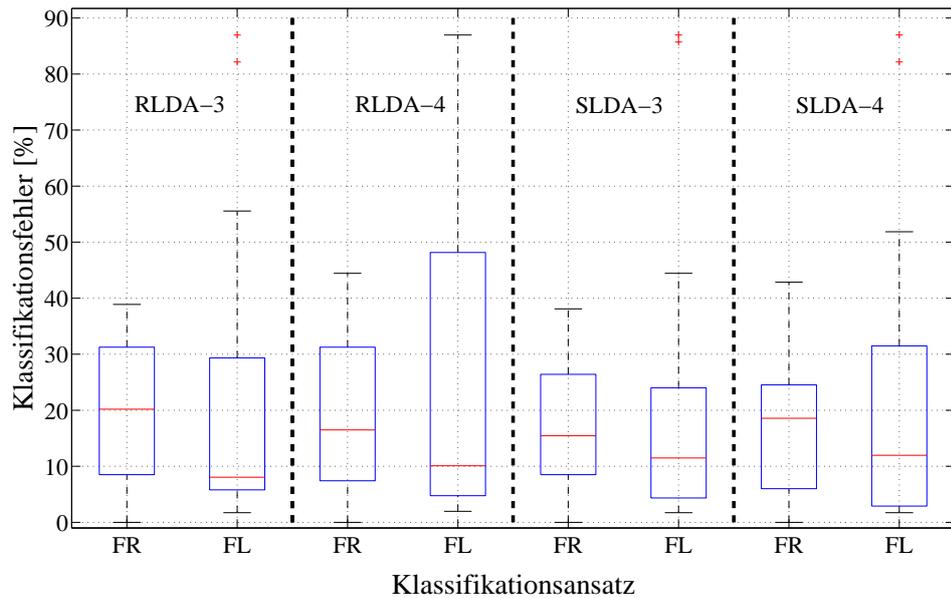


Abbildung 6.46: Der Box-Whisker-Plot zeigt die falsch links (L→R, FL) und falsch rechts (R→L, FR) Klassifikationen des universalen Klassifikationsansatzes für die schnellen Lenkmanöver über alle Probanden.

Tabelle 6.25: Die Tabelle zeigt für Abb. 6.46 eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede in den falsch rechts (FR) und falsch links (FL) Klassifikationen über 14 Probanden mit einem Universalklassifikator.

Paarvergleich (U-Test)	n	Z	p
RLDA-3-FR RLDA-3-FL	14 14	0,4826	0,6293
RLDA-4-FR RLDA-4-FL	14 14	-0,1149	0,9085
SLDA-3-FR SLDA-3-FL	14 14	0,4136	0,6792
SLDA-4-FR SLDA-4-FL	14 14	0,0230	0,9817

Wie zu Beginn dieses Kapitels angedeutet, ist auch eine Detektion des Ausbleibens einer Lenkreaktion in einer kritischen Verkehrssituation eine interessante Fragestellung. Dazu wird in der folgenden Analyse ein Klassifikator auf dem LRP-Verlauf unmittelbar vor dem Beginn des Lenkmanövers und einem Zeitbereich beginnend 250 ms vor dem Beginn der motorischen Handlungsvorbereitung (Bereitschaftspotential) trainiert (vgl. Abb. 6.47). Dieser Klassifikator wird anschließend auf einem statischen Zeitfenster in der Bedingung, in der die Probanden geradeaus durch die Pylonengasse – ohne Blitzlicht – fahren ('M') auf die EEG-Daten angewendet. Der Trainingsfehler (Lenken | Nichtlenken) dient dabei als Indikator, inwiefern sich die Daten der Probanden tatsächlich unmittelbar vor einem Lenkmanöver verändern. Dazu wurde für die Geradeausfahrten auf den Zeitpunkt des Passierens der Lichtschranke die durchschnittliche Reaktionszeit von 360 ms addiert, um ein repräsentatives Zeitfenster zur Auswertung des Klassifikators bilden zu können. So können näherungsweise die EEG-Daten der Probanden in einem Zeit- und Ortsbereich innerhalb des Versuchsaufbaus klassifiziert werden, welche auch mit denen zum ungefähren Zeitpunkt eines Lenkmanövers vergleichbar sind (vgl. Abb. 6.29).

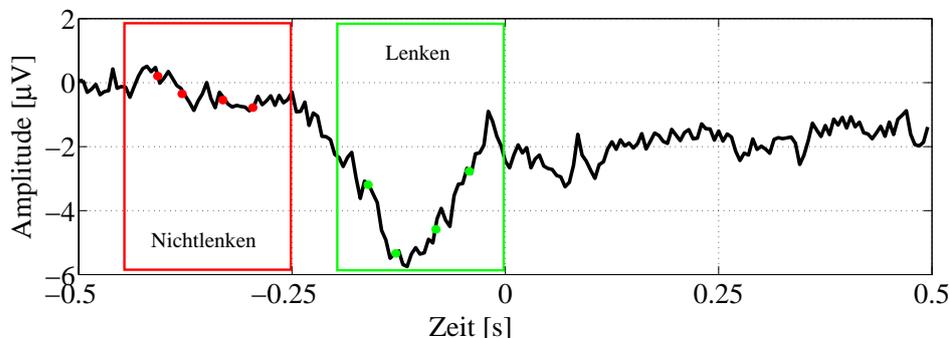


Abbildung 6.47: Die Abbildung zeigt das Vorgehen bei der EEG-Merkmalsextraktion zur Erkennung des Ausbleibens eines schnellen Lenkmanövers.

Der in Abbildung 6.48 dargestellte Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung des Klassifikationsfehlers für den auf dem 'LRP-Muster' und dem EEG-Signalverlauf vor diesem Zeitbereich trainierten Klassifikator. Mit einem durchschnittlichen Fehler von 3,42% über alle berechneten Klassifikationsansätze hinweg zeigt sich, dass sich die EEG-Daten unmittelbar vor einem Lenkmanöver signifikant verändern. Abbildung 6.50 fasst die Verteilung der Klassifikationsfehler des zuvor trainierten Klassifikators für die 'M-Bedingung' zusammen. Abgebildet werden jeweils rechts der prozentuale Anteil der als 'Lenken' erkannte 'Nichtlenkmanöver' und links der Anteil der als 'Nichtlenken' erkannte, jedoch ausgeführte Lenkmanöver über die verwendeten Klassifikationsansätze. Als Ausreißer kann der Proband RLCT-9 angesehen werden. Auf seinen Daten wurden in mehr als 50% der Geradeausfahrten ein Lenkmanöver durch den Klassifikator fälschlicherweise erkannt. Der Median über alle Probanden und Verfahren liegt hier für die Erkennung eines Nichtlenkmanövers bei Geradeausfahrt bei ca. 5%. Für das Verfahren SLDA zeigt sich unabhängig vom gewählten Merkmals-Tupel eine geringere Fehlklassifikationsrate, jedoch sind diese Unterschiede nicht signifikant.

6 Experimente

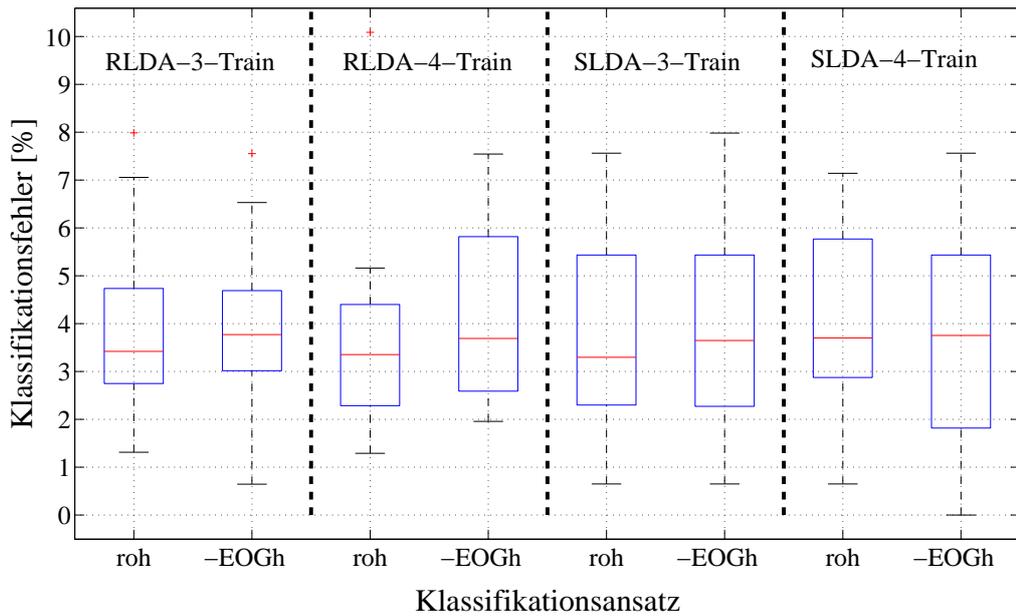


Abbildung 6.48: Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler für die in Abb. 6.47 dargestellte Merkmalsextraktion (Lenken / Nichtlenken) auf den gesamten (roh) sowie EOGh-bereinigten EEG-Daten (-EOGh).

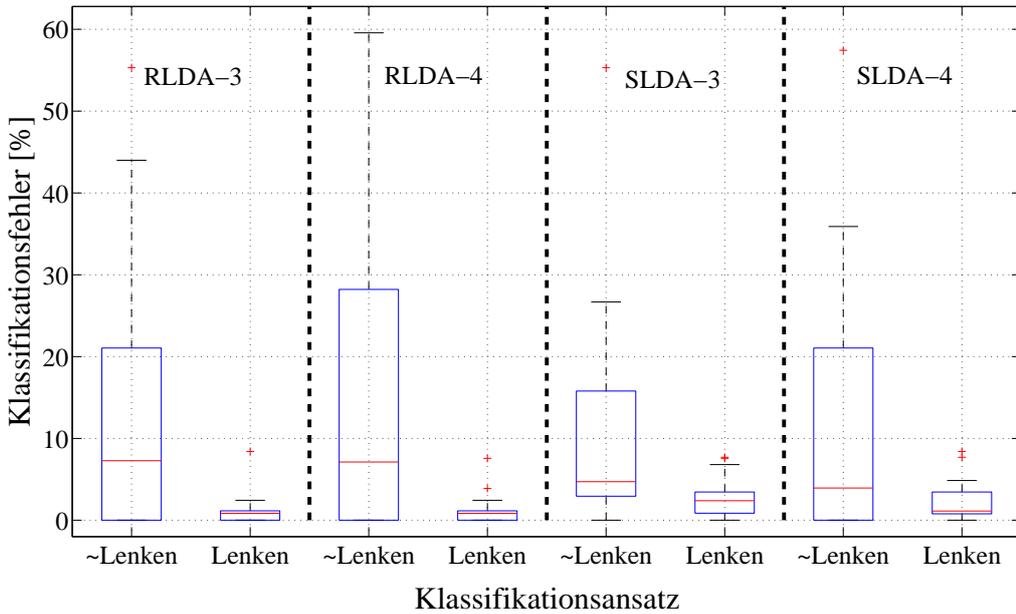


Abbildung 6.49: Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler des trainierten Klassifikators (Abb. 6.47) angewendet auf die Geradeausfahrten 'M' jedes Probanden für die schnellen Lenkmanöver.

Um ausschließen zu können, dass diese Erkennung eines 'Nichtlenkmanövers' durch die horizontale Augenbewegung verzerrt wurde und sich folglich der klassifizierbare Unterschied in den EEG-Daten nur aus der lenkrichtungsspezifischen Sakkade vor dem Lenkmanöver ergibt, wurde der beschriebene Klassifikationsansatz auch auf den EOGh-bereinigten Daten angewendet. Dazu erfolgt analog zu den Überlegungen bezüglich der Detektion der Lenkrichtung eine Subtraktion der EOGh-spezifischen unabhängigen Komponente des EEG (vgl. Abb. 6.42) bevor der Klassifikator auf den Daten trainiert und getestet wird. Abbildung 6.48 und 6.50 zeigt jeweils rechts die Verteilung der Klassifikationsfehler für die um die 'EOGh-Komponente' bereinigten Daten. Ein Paarvergleich mit dem U-Test bestätigt keine signifikanten Unterschiede in der Klassifizierbarkeit zwischen den jeweils bereinigten und nicht bereinigten Daten.

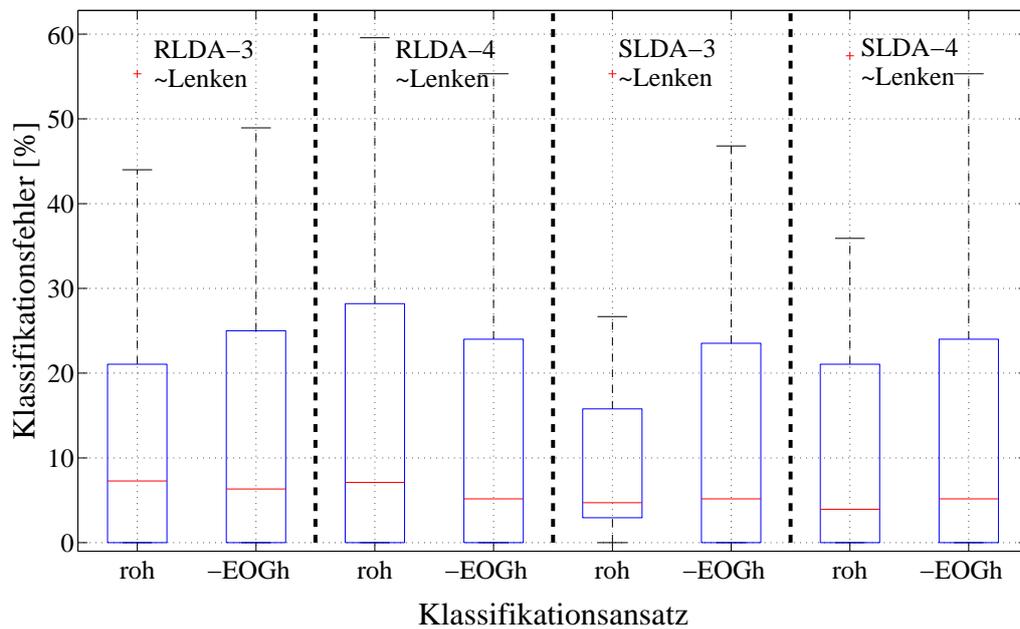


Abbildung 6.50: Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler des trainierten Klassifikators (Abb. 6.47) angewendet auf die Geradeausfahrten 'M' jedes Probanden auf den nicht bereinigten (roh) und EOGh-bereinigten EEG-Daten für die schnellen Lenkmanöver.

Ergebnisse - EOG & EEG 'langsames Lenkmanöver'

Analog zur Analyse der hirnelektrischen Aktivität in den schnellen Lenkmanövern zeigt Abbildung 6.51 die gemittelten Signale an den Elektroden C3 und C4 über den motorischen Arealen bezogen auf den Lenkbeginn zum Zeitpunkt 0. Darüber hinaus werden das Mittel der Signaldifferenz dieser beiden Elektroden (LRP) sowie die vertikale und horizontale Augenbewegung (EOG_{h/v}) durch die Daten des EOG abgebildet. Für die Darstellung wurde eine Baseline in den ersten 100 ms dieser Epoche für jeden Durchgang vor der Mittelung gewählt.

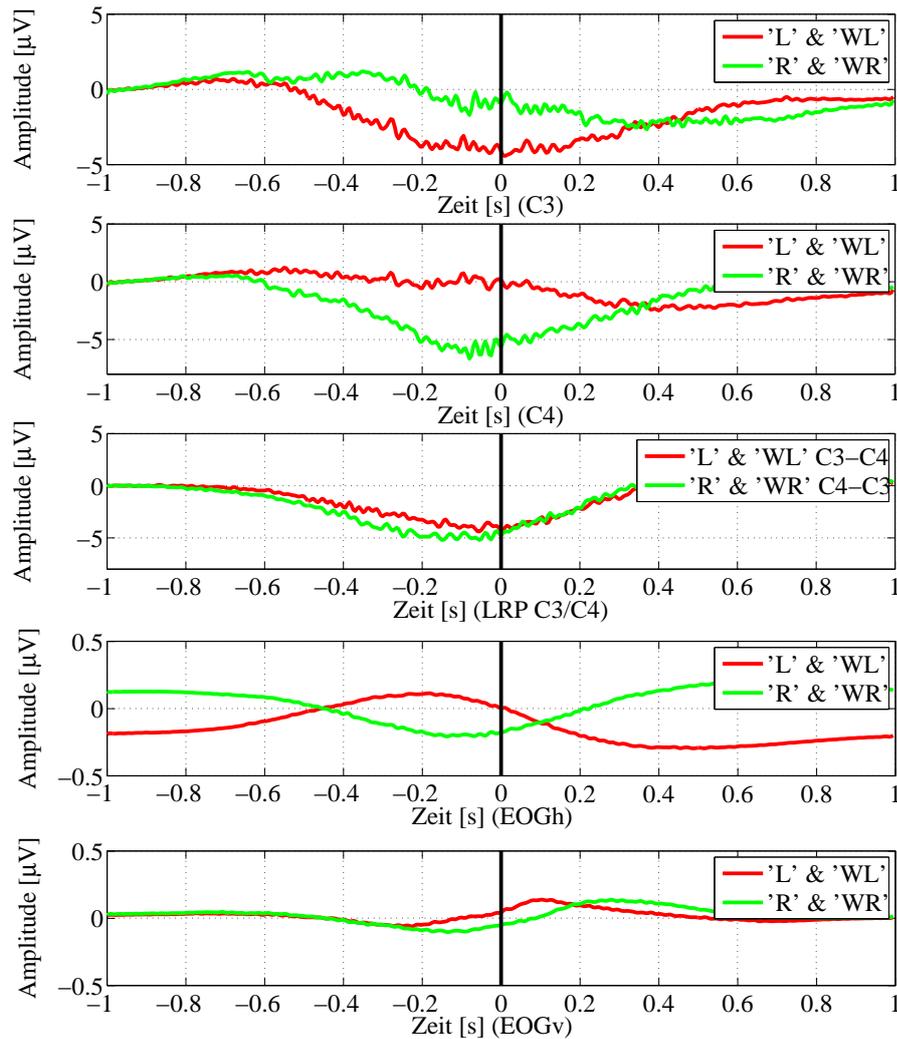


Abbildung 6.51: Die Abbildung zeigt das gemittelte Signal der Elektroden C3 und C4, das entsprechende Differenzsignal (LRP) sowie die horizontale und vertikale Augenbewegung über alle Probanden für die langsamen Lenkmanöver ('L / WL': 765 | 'R / WR': 818; 0,5-45 Hz).

Auch für diese Lenkmanöver zeigt sich eine Differenzierung der Signalmittel vor dem eigentlichen Lenkbeginn an den Elektroden C3 und C4 über den motorischen Arealen, die sich auch im gemittelten Signalverlauf der hemisphrischen Differenz (LRP) zeigt. Um 600 ms vor der Lenkreaktionen setzt dieser Unterschied ein und erreicht im LRP eine maximale Negativierung von $-5 \mu V$. Im Vergleich zu den schnellen Lenkmanövern setzt diese Negativierung im LRP deutlich eher ein. Legt man die durchschnittliche Geschwindigkeit von 31,53 km/h (8,76 m/s) bei Auslösen des visuellen Stimulus zugrunde, beginnt diese Negativierung 5,25 m vor dem Verlassen der ersten Pylonengasse.

In der horizontalen Augenbewegung zeigen sich analog zu den schnellen Lenkmanövern lenkrichtungsspezifische Signalcharakteristika. Eine visuelle Einzeldurchgangsana-lyse zeigt auch hier, dass die Probanden die Gasse fixieren, um ein entsprechendes Lenkmanöver planen und initiieren zu können. Im Unterschied zu den schnellen Lenkmanövern wurden hier zwei verschiedene Augenbewegungsmuster in den Daten beobachtet, in denen die Probanden entweder:

1. unmittelbar vor einem Lenkmanöver die Gasse fixieren (vgl. Abb. 6.52) oder
2. eine Sakkade in Richtung des Lenkmanövers nach dem Stimulus ausführen und die Augen auf die Fixation nachführen (vgl. Abb. 6.53) .

Den exemplarischen Verlauf des Lenkradwinkels und des horizontalen EOG illustriert Ab-bildung 6.52 für das Augenbewegungsmuster 1 am Beispiel des Probanden RLCT-19.

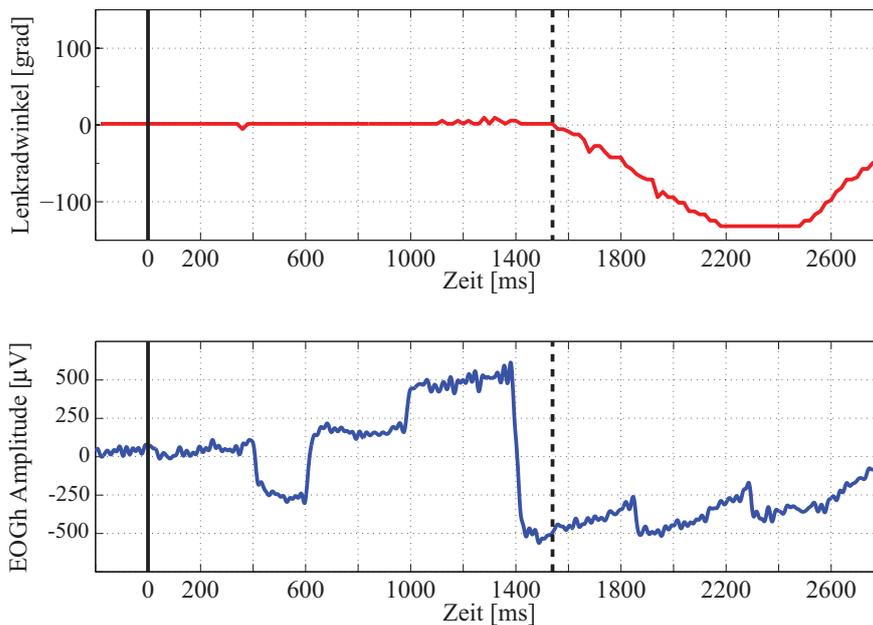


Abbildung 6.52: Die Abbildung zeigt oben den Verlauf des Lenkradwinkels und unten den des horizontalen EOG des Probanden RLCT-19 in Block 3 Durchgang 16 nach einer visuellen Reaktionsafforderung zum Zeitpunkt 0.

6 Experimente

Deutlich zu erkennen ist eine Sakkade um 300 ms nach dem Blitzlicht (Zeitpunkt 0). Nach dem Blitz auf der linken Seite des Armaturenbretts schaut der Proband nach rechts, um ein Lenkmanöver nach rechts vorzubereiten. Im Anschluss wechselt offensichtlich die visuelle Aufmerksamkeit auf die Mitte und die linke Gasse. Da die Kopfstellung jedoch nicht erfasst wurde, ist diese Interpretation nicht eindeutig möglich. Erst unmittelbar vor der Manöverinitiierung (gestrichelte Linie) kann eine deutliche Sakkade nach rechts beobachtet werden. Mit dem Beginn der Lenkbewegung wird das Auge im Verlauf des Manövers entsprechend auf den Fixationspunkt nachgeführt. Abbildung 6.53 zeigt für den gleichen Probanden das Augenbewegungsmuster 2 zwei Durchgänge später. In diesem Durchgang zeigt sich eine Sakkade nach rechts, die bis zum Lenkbeginn nur leicht auf die Fixation nachgeführt wird.

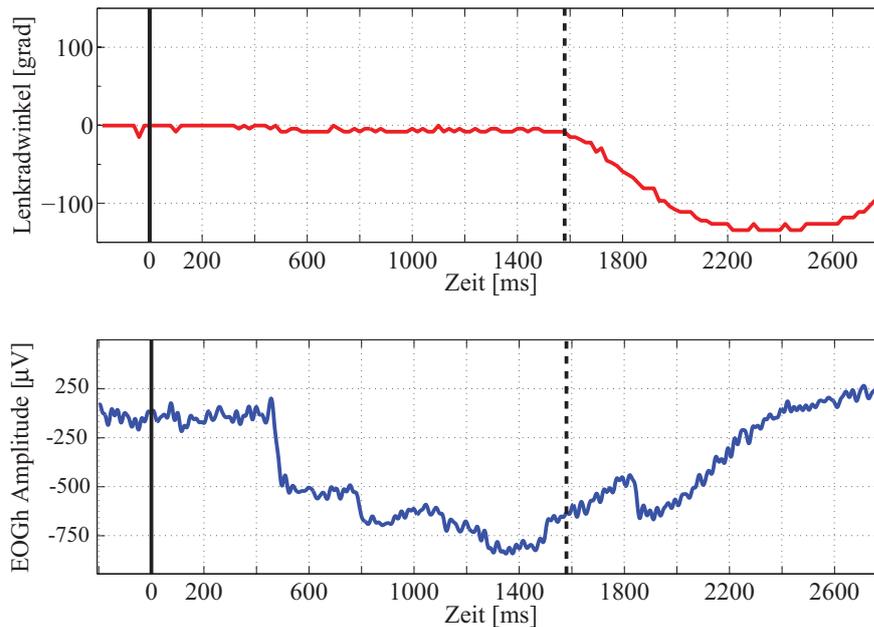


Abbildung 6.53: Die Abbildung zeigt oben den Verlauf des Lenkradwinkels und unten den des horizontalen EOG des Probanden RLCT-19 in Block 3 Durchgang 18 nach einer visuellen Reaktionsafforderung zum Zeitpunkt 0.

So kann in diesem Versuchsaufbau kein Zusammenhang zwischen der Latenz der richtungsspezifischen Sakkade und dem Lenkbeginn nach einem visuellen Stimulus hergestellt werden. Dies erklärt auch die geringe Amplitude im gemittelten Signalverlauf des EOG, die mit $\pm 0.3 \mu V$ weit unter der des LRP liegt. Analog zu den schnellen Lenkmanövern zeigt sich jedoch auch in diesem Teilerperiment die Notwendigkeit den Einfluss der Augenbewegung in den EEG-Daten gesondert zu beachten, um die Ursache der Veränderungen der EEG-Signale über den motorischen Arealen beurteilen zu können.

Ergebnisse - ICA auf den EEG-Daten des langsamen Lenkmanövers

Auch in diesem Telexperiment konnten für eine Reihe von Probanden unabhängige Linearkombinationen der EEG-Daten durch die ICA gebildet werden, die aufgrund ihrer Koeffizientenverteilung einen Bezug zu motorischen Prozessen vermuten lassen (vgl. Abb. 6.54). Jedoch konnte keine eindeutige Identifikation dieser Prozesse aus den zeitlichen Verläufen der Komponentenaktivität gewonnen werden. Abbildung 6.54 zeigt für den Probanden RLCT-7 die Koeffizientenverteilung der Linearkombinationen IC 16 & 17 der EEG-Daten in den langsamen Lenkmanövern, die denen des Probanden RLCT-1 in den schnellen Lenkmanövern von der topografischen Verteilung her sehr ähnlich sind.

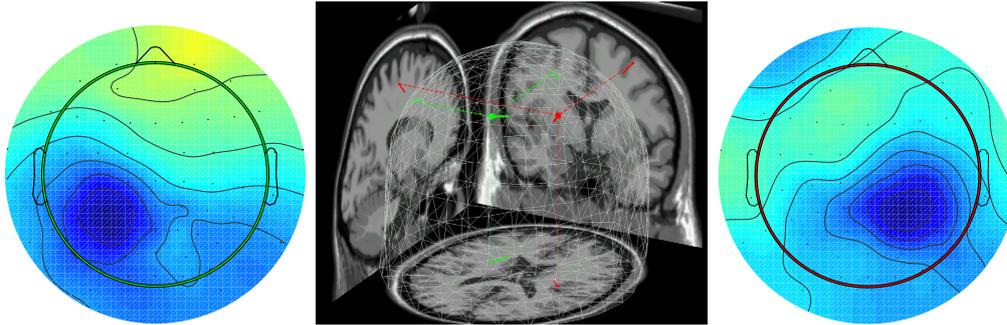


Abbildung 6.54: Die Abbildung zeigt für den Probanden RLCT-7 links die Topografie der IC 17 und rechts die der IC 16. In der Mitte werden die äquivalenten Dipole dieser Komponenten (IC 16: rot, IC17: grün) dargestellt.

Ausschließlich aufgrund der Ähnlichkeit können an dieser Stelle keine Aussagen zur funktionalen Bedeutung dieser unabhängigen Komponenten getroffen werden. In Verbindung mit den 'ICA-Ergebnissen' aus den schnellen Lenkmanövern ist jedoch zu vermuten, dass es sich auch hier um den statistisch unabhängigen Anteil hirnelektrischer Prozesse der Motorik im EEG handelt. Analog zu den Erkenntnissen aus dem vorherigen Telexperiment deuten die Topografien einiger ICA-Lösungen auch hier auf eine Asymmetrie der hirnelektrischen Aktivität des rechten und linken motorischen Kortex hin.

Auch wenn an dieser Stelle keine funktionale Validität zu den im EEG beobachteten Mustern (vgl. Abb. 6.51, LRP) durch die ICA hergestellt werden konnte, dient dieser Ansatz jedoch zur Identifikation des Anteils der horizontalen Augenbewegung in den aufgezeichneten Daten. Abbildung 6.55 zeigt dazu stellvertretend die durch eine Korrelationsrechnung identifizierten 'EOGh-Komponenten' als Projektion ihrer Koeffizienten exemplarisch von fünf Probanden in den langsamen Ausweichmanövern. In den Topografien zeigen diese keinen Unterschied zu denen, die für die schnellen Lenkmanöver beobachtet werden konnten. Analog zu den Ergebnissen des ersten Telexperiments, implementieren auch hier die Koeffizienten einen bipolaren Filter im Bereich der rechten und linken Schläfe. Somit ist es auch für die EEG-Daten in den langsamen Lenkmanövern möglich, den statistisch unabhängigen Anteil der horizontalen Augenbewegung aus den Daten zu subtrahieren, um den Einfluss einer möglichen lenkrichtungsspezifischen Verzerrung der Daten in der weiteren Analyse untersuchen zu können.

6 Experimente

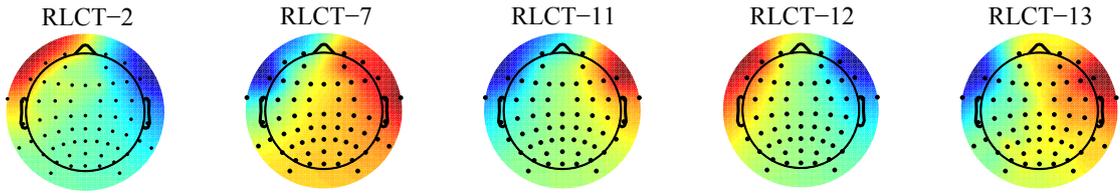


Abbildung 6.55: Die Abbildung zeigt exemplarisch die topografische Projektion der Koeffizienten jener unabhängiger Linearkombinationen, die die höchste Korrelation zum gesondert aufgezeichneten horizontalen EOG in den langsamen Lenkmanövern aufweisen.

Prädiktion eines langsamen Lenkmanövers mit einem BCI

Auch in diesem Abschnitt erfolgt die Überprüfung der Prädiktionmöglichkeit des Lenkmanövers mit einem BCI analog zu der Analyse der Daten aus den schnellen Lenkmanövern. So fasst Abbildung 6.56 den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler eines individuell trainierten Klassifikators für die Lenkrichtung über alle Probanden, Merkmalsextraktionen und die verschiedenen Verfahren der Klassifikatorbildung (Regularisierung) in einem Box-Whisker-Plot zusammen. Auch hier kann ohne Regularisierung kein Klassifikator (LDA) auf individueller Probandenebene gebildet werden. Wie auch in den schnellen Lenkmanövern liegt dies nicht an mangelnder Differenzierbarkeit der extrahierten Merkmale, sondern an der Singularität der Kovarianzschätzung (vgl. Kap. 4.2.3).

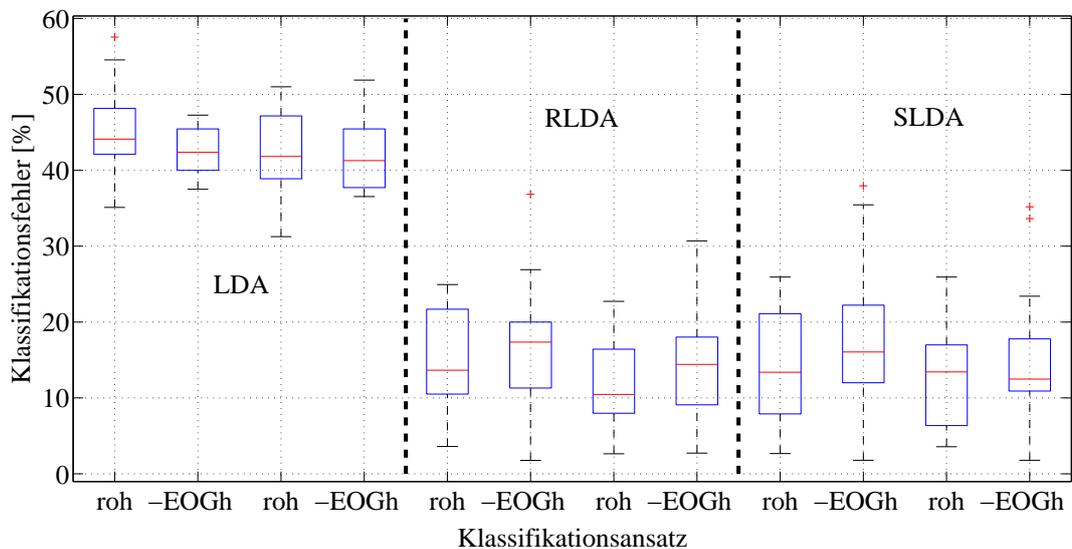


Abbildung 6.56: Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler über verschiedene Merkmalsvektoren und individuell trainierte Klassifikationsverfahren für die Lenkrichtung auf nicht bereinigten (roh) und EOGh-bereinigten EEG-Daten in den langsamen Lenkmanövern.

Der Median des Klassifikationsfehlers für den Ansatz RLDA-3 liegt bei 13,64% und für die EOGh-bereinigten Daten bei 17,35%. Das lenkrichtungsspezifische 4-Tupel an Merkmalen kann mit einem Fehler von 10,47% und auf den bereinigten Daten zu 14,42% durch die RLDA klassifiziert werden. Für den Ansatz SLDA kann auf dem 3-Tupel die Lenkrichtung mit einem Fehler von 13,38% und auf den bereinigten Daten zu 16,05% prädiert werden. Für das 4-Tupel rücken die Unterschiede in den Medianen zwischen den bereinigten und nicht-bereinigten Daten am dichtesten zusammen und ergeben sich zu 13,43% und 12,49%. Die Unterschiede in der Klassifikationsleistung der untersuchten Ansätze sind jedoch nicht signifikant (vgl. Tab. 6.26).

Tabelle 6.26: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die p- und Z-Werte (U-Test) des Test auf Unterschiede der in Abb. 6.56 abgetragenen Klassifikationsfehler.

Paarvergleich (U-Test), n = 14 14	Z	p
RLDA-3 RLDA-4	1,0111	0,3120
SLDA-3 SLDA-4	0,4597	0,6458
RLDA-3 SLDA-3	0,1608	0,8722
RLDA-4 SLDA-4	0,2527	0,8005
RLDA-3-EOGh RLDA-4-EOGh	0,9881	0,3231
SLDA-3-EOGh SLDA-4-EOGh	0,8967	0,3699
RLDA-3-EOGh SLDA-3-EOGh	-0,1838	0,8542
RLDA-4-EOGh SLDA-4-EOGh	-0,0230	0,9817
RLDA-3 RLDA-3-EOGh	-0,5284	0,5972
RLDA-4 RLDA-4-EOGh	-1,4022	0,1609
SLDA-3 SLDA-3-EOGh	-1,0798	0,2802
SLDA-4 SLDA-4-EOGh	-0,6894	0,4906

Konservativ zusammengefasst ergibt sich so eine Klassifizierbarkeit der Lenkrichtung aus den EEG-Daten eines statischen Zeitfensters vor dem Lenkbeginn in 87% der ausgeführten Lenkmanöver in diesem Telexperiment. Diese Klassifikationsgenauigkeit liegt leicht unter der, die für die schnellen Lenkmanöver ermittelt werden konnte (90%), zeigt jedoch eindeutig die Möglichkeit, offline mit einem individuell trainierten BCI die Lenkrichtung prinzipiell prädiieren zu können.

Wie auch für die schnellen Lenkmanöver wird im Nachfolgenden die Möglichkeit des Trainings eines universalen Klassifikators für jeden potentialen Anwender bzw. Fahrer geprüft. Tabelle 6.27 zeigt dazu den Klassifikationsfehler eines über alle Probanden und Fahrmanöver hinweg trainierten Klassifikators (LDA, RLDA & SLDA). Analog zu den Berechnungen für die schnellen Lenkmanöver zeigt sich auch hier eine leichte Verschlechterung der Erkennungsrate gegenüber den individuell trainierten Ansätzen. Mit einer Klassifikationsgenauigkeit von ca. 80% kann jedoch auch hier unterstellt werden, dass sich die asymmetrische Topografie der EEG-Daten im zeitlichen Bereich des LRP vor einem Lenkmanöver auch klassifizierbar in den langsamen Lenkmanövern unterscheidet.

6 Experimente

Somit kann an dieser Stelle eine Klassifikation auf Mustern verursacht durch den visuellen Stimulus (linker und rechter Blitz) ausgeschlossen werden, da in diesem Telexperiment zwischen dem Stimulus und der Lenkreaktion mehr als 1 Sekunde vergehen.

Tabelle 6.27: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den geschätzten Klassifikationsfehler für die Lenkrichtung eines Klassifikators, der auf allen Daten der Probanden für die langsamen Lenkmanöver getestet wurde (765 'L' | 765 'R').

Klassifikator	Klassifikationsfehler
LDA-3	18,76 %
LDA-4	18,95 %
RLDA-3	18,56 %
RLDA-4	18,10 %
SLDA-3	19,74 %
SLDA-4	17,91 %

Der Box-Whisker-Plot in Abbildung 6.57 bestätigt dieses Ergebnis auch bei einer Kreuzvalidierung der Klassifikationsleistung auf Probandenebene. Wird der trainierte Klassifikator auf einem unbekanntem Datensatz angewendet, kann für die langsamen Lenkmanöver die Lenkrichtung unmittelbar vor dem Lenkbeginn in 75% der Lenkmanöver durch einen universalen Klassifikator aus den EEG-Daten des Fahrers prädiziert werden.

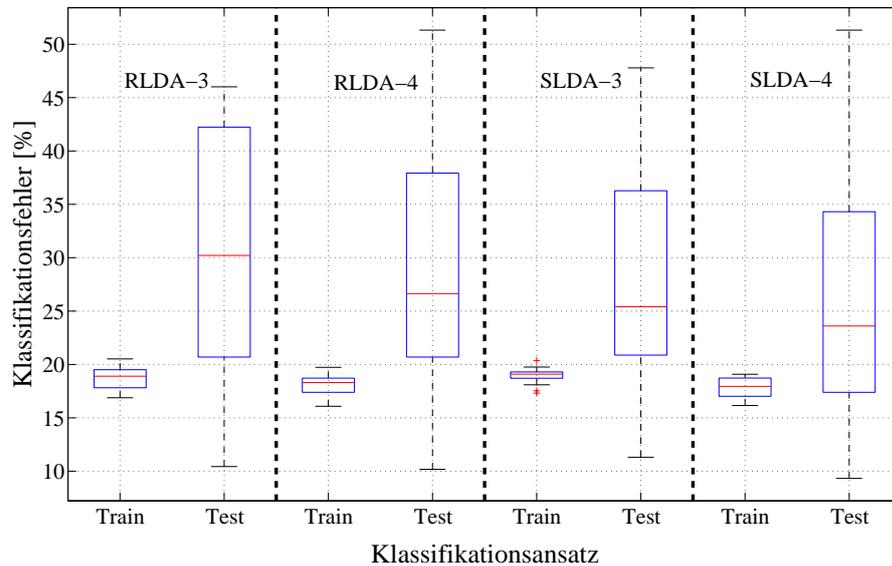


Abbildung 6.57: Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler der Lenkrichtung des jeweils auf $n-1$ Probanden trainierten Klassifikators (*Train*) bei Anwendung auf den jeweils n -ten Probanden (*Test*).

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

Die Unterschiede in den Klassifikationsleistungen sind weder innerhalb noch zwischen den berechneten Klassifikationsansätzen signifikant (vgl. Tab. 6.28).

Tabelle 6.28: Die Tabelle zeigt für Abb. 6.57 eine Übersicht der p- und Z-Werte (U-Test) des Test auf Unterschiede für die kreuzvalidierten Klassifikationsfehler.

Paarvergleich (U-Test)	n	Z	p
RLDA-3-Test RLDA-4-Test	14 14	0,5285	0,5971
SLDA-3-Test SLDA-4-Test	14 14	0,3676	0,7131
RLDA-3-Test SLDA-3-Test	14 14	0,5514	0,5813
RLDA-4-Test SLDA-4-Test	14 14	0,7353	0,4622
RLDA-3-Test SLDA-4-Test	14 14	0,9879	0,3232
RLDA-4-Test SLDA-3-Test	14 14	0,1838	0,8542

Um eine systematische Falscherkennung einer Lenkrichtung in diesem Ansatz ausschließen zu können, wurden die jeweils falsch rechts ('R'→'L', FR) und falsch links ('L'→'R', FL) klassifizierte Lenkmanöver der getesteten Probanden analysiert. Abbildung 6.58 zeigt die Klassifikationsergebnisse in einem Box-Whisker-Plot. Es werden annähernd gleich viele Lenkmanöver nach links als rechte Lenkmanöver und vice versa erkannt.

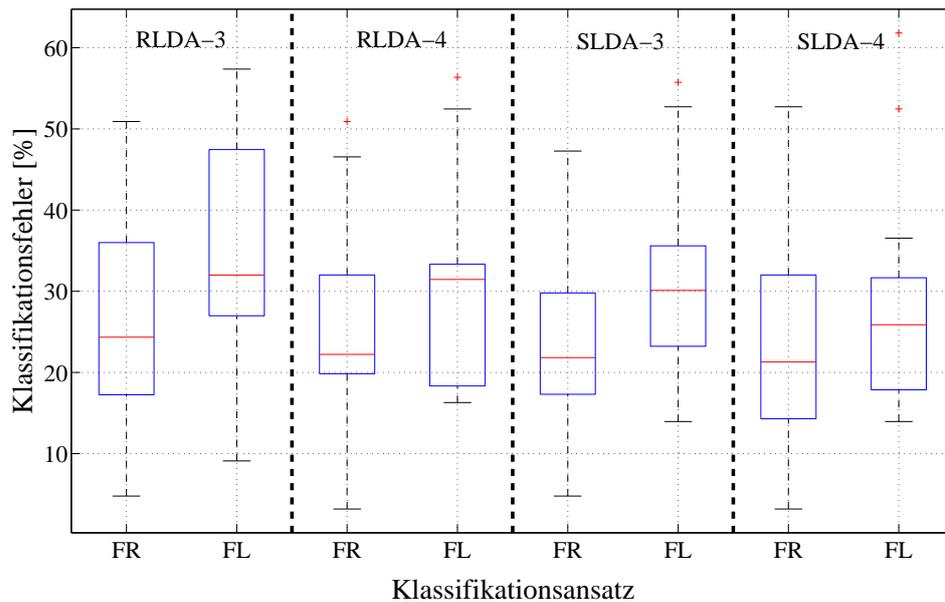


Abbildung 6.58: Der Box-Whisker-Plot zeigt die falsch links (FL) und falsch rechts (FR) Klassifikationen des universalen Klassifikationsansatzes für die langsamen Lenkmanöver.

6 Experimente

Analog zur Analyse der EEG-Daten in der Bedingung, in der die Probanden ein schnelles Lenkmanöver ausführen sollten, erfolgt die Datenanalyse zur Erkennung des Ausbleibens eines Lenkmanövers. Das Training des Klassifikators erfolgt auf dem EEG-Signal unmittelbar vor der Ausführung eines Lenkmanövers und einem Zeitbereich vor dem Einsetzen des LRP im gemittelten Signalverlauf (vgl. Abb. 6.59). Dieser Klassifikator

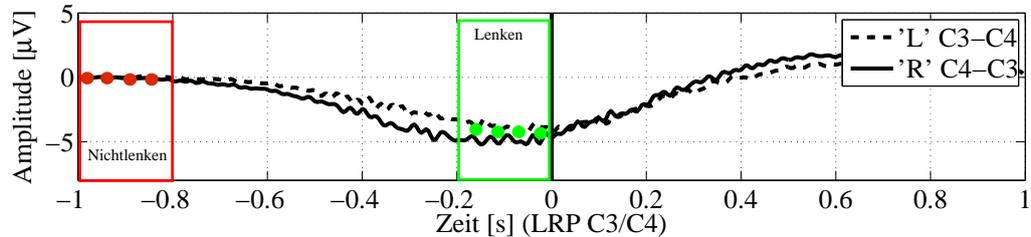


Abbildung 6.59: Die Abbildung zeigt das Vorgehen bei der EEG-Merkmalsextraktion zur Erkennung des Ausbleibens eines langsamen Lenkmanövers.

wird anschließend auf den EEG-Daten eines statischen Zeitfensters in der Bedingung, in der die Probanden geradeaus durch die Pylonengasse fahren ('M') ausgewertet. Der Trainingsfehler (Lenken | Nichtlenken, Abb. 6.60) dient dabei wie zuvor als Indikator, inwiefern sich die Daten der Probanden tatsächlich unmittelbar vor einem langsamen Lenkmanöver verändern. Dazu wurde für die Geradeausfahrten auf den Zeitpunkt des Passierens der Lichtschranke die durchschnittliche Zeitdauer bis zum Erreichen des Endes der ersten Pylonengasse von 1,36 s addiert, um ein repräsentatives Zeitfenster in den EEG-Daten zu bilden. So können näherungsweise die Daten der Probanden in einem Zeit- und Ortsbereich innerhalb des Versuchsaufbaus klassifiziert werden, welche auch mit denen zum ungefähren Zeitpunkt des Beginns eines Lenkmanövers vergleichbar sind. Der in Abbildung 6.60 dargestellte Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung des Klassifikationsfehlers für den auf dem 'LRP-Muster' und dem EEG-Signalverlauf 800 ms vor diesem Zeitbereich trainierten Klassifikator. Mit einem durchschnittlichen Fehler von 19,29% über alle berechneten Klassifikationsansätze hinweg zeigt sich, dass sich die EEG-Daten unmittelbar vor einem Lenkmanöver für den Klassifikator erkennbar verändern. Eine Bereinigung der EEG-Daten, um den identifizierten Anteil der horizontalen Augenbewegung, vor der Merkmalsextraktion führt zu keiner signifikanten Veränderung der Klassifikationsleistung. Somit ist nicht zu vermuten, dass die beobachtete Signalveränderung allein durch die horizontale Augenbewegung verursacht worden ist.

Abbildung 6.61 fasst die Verteilung der Klassifikationsfehler des zuvor trainierten Klassifikators für den Test auf den EEG-Daten der 'M-Bedingung' zusammen. Abgebildet werden jeweils rechts der prozentuale Anteil der als 'Lenken' erkannte 'Nichtlenkmanöver' und links der Anteil der als 'Nichtlenken' erkannte, jedoch ausgeführter Lenkmanöver. Dabei zeigt sich, dass über alle Probanden hinweg in mehr als 50% der Nichtlenkmanöver aus den EEG-Daten mit dem gewählten Klassifikationsansatz ein Lenkmanöver prädiiziert wird. Folglich ist der gewählte Ansatz in diesem Kontext nicht praktikabel.

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

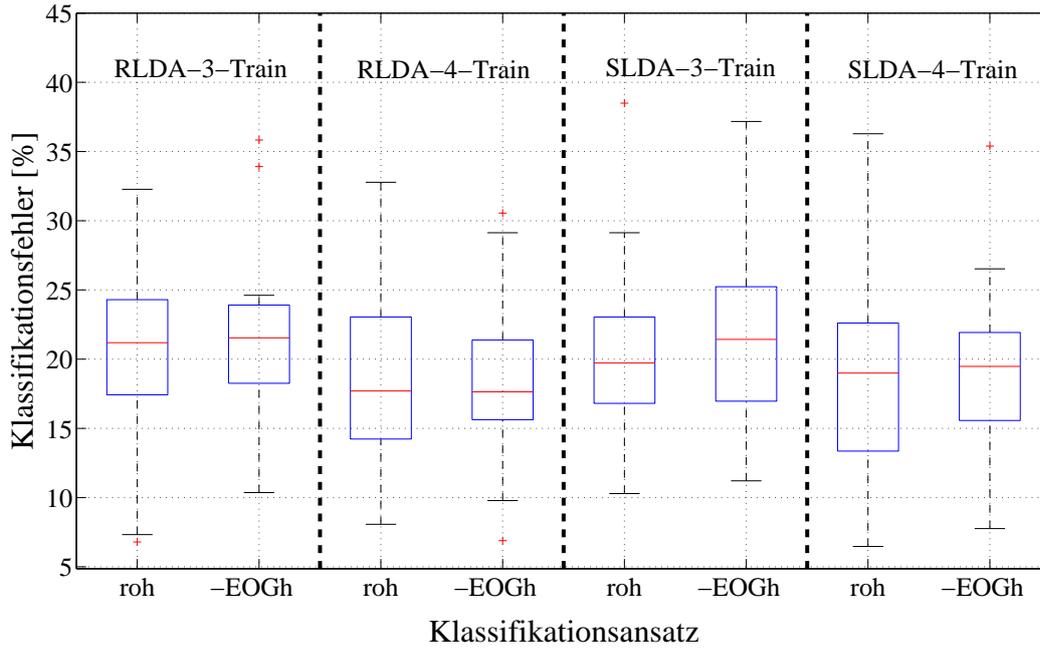


Abbildung 6.60: Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler für die in Abb. 6.59 dargestellte Merkmalsextraktion (Lenken / Nichtlenken) auf den gesamten (roh) sowie EOGh-bereinigten EEG-Daten (-EOGh).

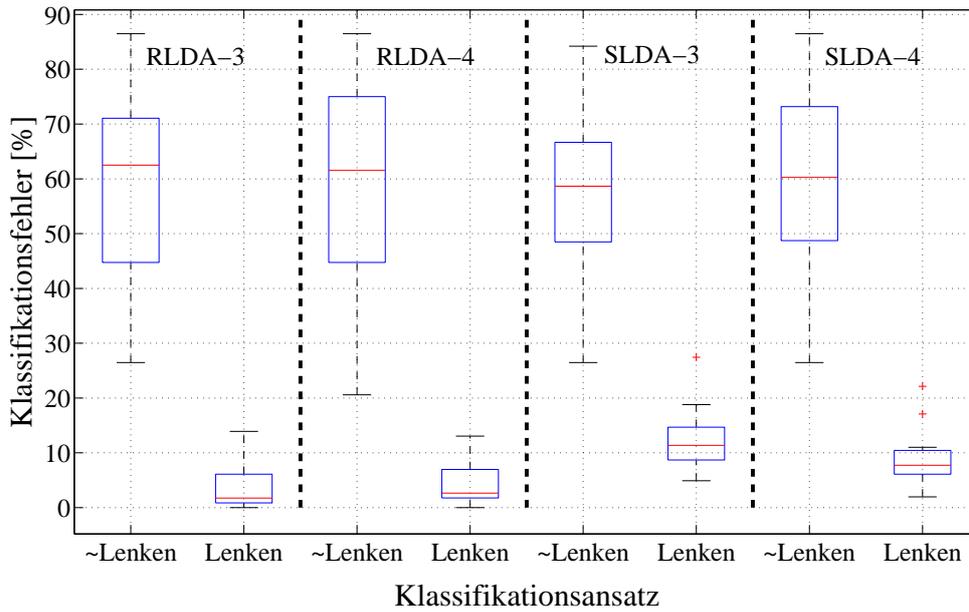


Abbildung 6.61: Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler des trainierten Klassifikators (vgl. Abb. 6.59) angewendet auf die Geradeausfahrten 'M' jedes Probanden für die langsamen Lenkmanöver.

6 Experimente

Abbildung 6.62 zeigt schematisch die Fahrzeugpositionen für die zur Klassifikation herangezogenen Zeitbereiche in der Analyse der EEG-Daten aus den langsamen als auch schnellen Lenkmanövern. In beiden Bedingungen wurden für die Auswertung des trai-

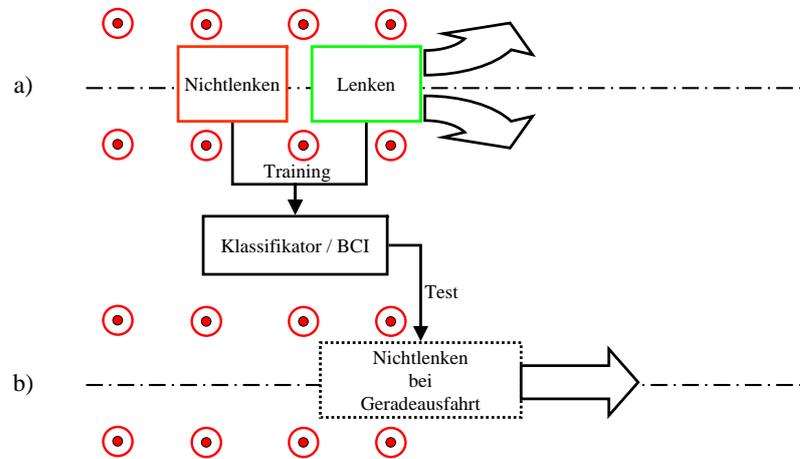


Abbildung 6.62: Die Abbildung zeigt schematisch die Fahrzeugposition im Zeitraum des Klassifikatortrainings (a) sowie die geschwindigkeitsabhängige Fahrzeugposition im Zeitraum der Klassifikatorauswertung (b).

nierten Klassifikators bei Geradeausfahrten (Nichtlenkmanövern) die EEG-Daten eines Zeitfensters betrachtet, welches sich nicht an der Fahrzeugposition orientierte, sondern an der mittleren Reaktionszeit der Probanden. Für die Daten der schnellen Lenkbedingung variierte die Fahrzeugposition dabei nicht so stark wie für die langsamen, da hier die Probanden den Zeitpunkt des Einlenkens selbst bestimmen konnten. In der schnellen Lenkbedingung mussten die Probanden so schnell wie möglich reagieren, um das Spurwechselmanöver überhaupt erfolgreich absolvieren zu können. Je nach gefahrener Geschwindigkeit (vgl. Abb. 6.30) ergeben sich so für die langsame Lenkbedingung Unterschiede in der Fahrzeugposition von bis zu 5,7 m für den durchschnittlichen Zeitraum bis zum Verlassen der ersten Gasse. Somit befindet sich das Fahrzeug teilweise noch innerhalb der ersten Pylonengasse deutlich vor dem Zeitpunkt, an dem eine Prädiktion des Ausbleibens einer Lenkreaktion erkannt werden sollte. Somit können für das beschriebene statische Zeitfenster in den langsamen Lenkmanövern aus der Auswertung des Klassifikators keine eindeutigen Schlüsse bezüglich der Prädiktionsmöglichkeit des Ausbleibens eines Lenkmanövers gezogen werden.

An dieser Stelle ist somit festzuhalten, dass eine Prädiktion eines Nichtlenkmanövers mit einem BCI für den gewählten Ansatz nicht so robust scheint, wie es sich für eine Prädiktion der Lenkrichtung über die verschiedenen Lenkmanöver (schnell unter Zeitdruck und langsam ohne Zeitdruck) zeigte. Die in dieser Arbeit beschriebenen verkehrspsychologischen Modelle liefern hierzu einige Erklärungsansätze (vgl. Abb. 3.4). So können verschiedene kognitive Prozesse (z.B. Risikobewertung und Handlungsüberprüfung) vor der Ausführung eines Lenkmanövers ablaufen, wenn genügend Zeit zwischen

Lenkaufforderung und -reaktion bleibt. Ein Indiz für das Durchlaufen dieser Prozesse ist der geringere Anteil an Fahrfehlern in der langsamen Lenkbedingung. Der Einfluss dieser kognitiven Prozesse auf die EEG-Signale für das betrachtete Trainingszeitfenster vor dem Einsetzen des LRP (vgl. Abb. 6.59, Nichtlenken) ist allerdings nicht eindeutig identifizierbar. Diese Prozesse scheinen jedoch einen Einfluss auf die Muster in den Daten des EEG in den betrachteten Zeiträumen zu haben. Die EEG-Signale in einem Zeitraum vor dem LRP dienen für die langsamen Lenkmanöver somit nicht als ein geeignetes prototypisches Aktivitätsmuster für das Ausbleiben der neuronalen motorischen Lenkbewegungsvorbereitung. Aus diesem Grund wird eine Prädiktion des Ausbleibens eines Lenkmanövers erst einmal zurückgestellt und im Folgenden der Fokus auf die Verifikation der Prädiktionsmöglichkeit der Lenkrichtung gelegt.

Verifikation der Prädiktionsergebnisse über die freie Manöverauswahl ohne Stimulus

Wie am Anfang des Kapitels beschrieben wurde, dienen die 514 selbst gewählten Lenkmanöver ohne jegliche Vorgabe oder visuellen Stimulus (Lichtblitz) zur weiteren Verifizierung der Beobachtung einer klassifizierbaren lenkrichtungsspezifischen Veränderung der EEG-Daten des Fahrers unmittelbar vor einem Lenkmanöver. Der Box-Whisker-Plot in Abbildung 6.63 zeigt dazu die Verteilung der Klassifikationsfehler für einen auf den schnellen (S), den langsamen (L) sowie auf beiden Bedingungen (S+L*) trainierten universalen Klassifikator zur Lenkrichtungsprädiktion. Dabei wurde für jeden einzelnen Probanden aus den EEG-Daten der übrigen Probanden ($n-1$) ein Klassifikator trainiert und auf die EEG-Daten der freien Lenkmanöverwahl dieses Probanden angewendet. Dabei schneidet das Klassifikatortraining auf den Daten der schnellen Lenkmanöver signifikant schlechter ab, als der Klassifikator trainiert auf den Daten der langsamen Lenkbedingung sowie einer Mischung der beiden Bedingungen (vgl. Tab. 6.29). Die Einbeziehung der Daten der schnellen Lenkbedingung in das Klassifikatortraining zeigt weder eine signifikante Verbesserung noch Verschlechterung der Erkennungsleistung des Klassifikationsansatzes (U-Test analog zu Tab. 6.29, alle $p > 0,05$). Dieses Ergebnis ist nicht weiter überraschend. Für das Ausführen der langsamen Lenkmanöver sowie die betrachteten freien Manöver ohne visuellen Stimulus wurde die zur Lenkreaktion notwendige motorische Vorbereitung innerhalb der ersten Pylonengasse über einen vergleichsweise langen Zeitraum vorbereitet und erst am Ende der Gasse das Manöver initiiert. So sind die topografischen als auch temporalen Muster der hirnelektrischen Aktivität der letzten 200 ms vor einem Lenkmanöver in der langsamen Lenkbedingung geeignet, um einen universalen Klassifikator für die Lenkrichtung in der freien Manöverauswahl zu trainieren. Dieser ist anschließend in der Lage in den Daten der letzten 200 ms eines vollständig frei gewählten Manövers in diesem Versuchsaufbau vor dem Zeitpunkt der Manöverinitiierung die Richtung in über 70% der ausgeführten Lenkmanöver richtig zu prädizieren. Trotz der geringen Manöveranzahl von durchschnittlich nur 25 Fahrmanövern pro Lenkrichtung in dieser Versuchsbedingung unterscheidet sich der Median der Klassifikationsleistung über alle 10 Probanden signifikant ($p < 0,01$) von der Ratewahrscheinlichkeit für ein 2-Klassen-Problem (Müller-Putz et al., 2008).

6 Experimente

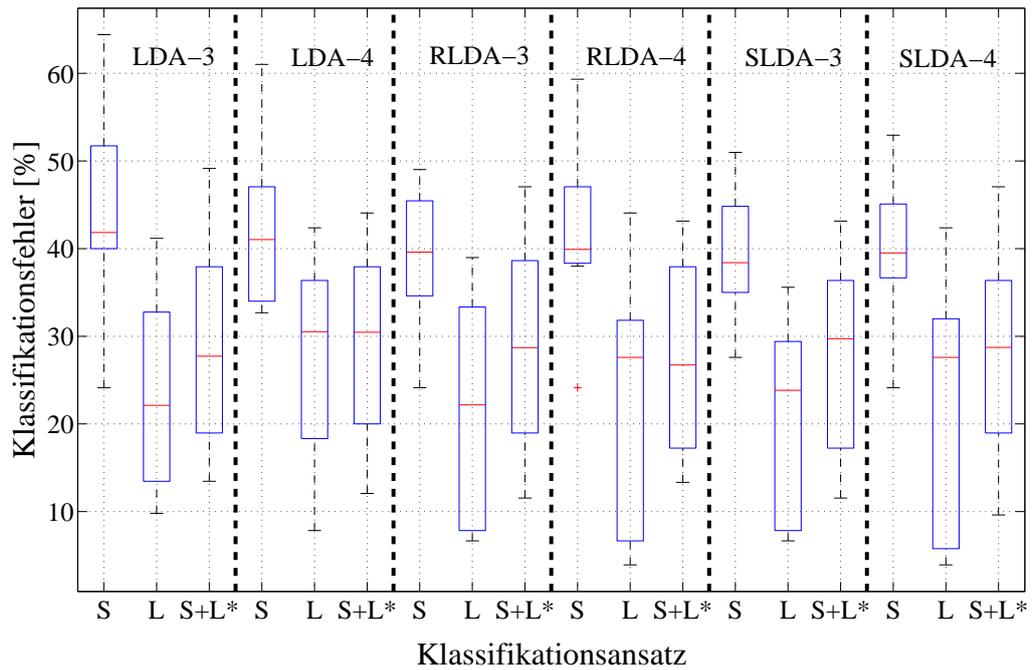


Abbildung 6.63: Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler für einen auf den schnellen (S), langsamen (L) und beiden Bedingungen (S+L*) trainierten Klassifikator zur Lenkrichtungsprädiktion bei Anwendung auf die selbstgewählten Lenkmanöver ohne visuellen Stimulus (Lichtblitz) über 10 Probanden (*Training und Test mit Downsampling der EEG-Daten auf 100 Hz).

Tabelle 6.29: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die p- und Z-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede der in Abb. 6.63 abgetragenen Klassifikationsfehler für die Lenkrichtung der frei initiierten Lenkmanöver.

Paarvergleich (U-Test)	n	Z	p
LDA-3-S LDA-3-L	10 10	3,0615	0,0022
LDA-4-S LDA-4-L	10 10	2,6089	0,0091
RLDA-3-S RLDA-3-L	10 10	3,0615	0,0022
RLDA-4-S RLDA-4-L	10 10	2,8358	0,0046
SLDA-3-S SLDA-3-L	10 10	3,1761	0,0015
SLDA-4-S SLDA-4-L	10 10	2,7602	0,0058

Abbildung 6.64 zeigt in einem Box-Whisker-Plot den Vergleich der Verteilungen der falsch rechts ('R'→'L', FR) und falsch links ('L'→'R', FL) Klassifikationen nach Lenkrichtung für das Klassifikatortraining auf den langsamen Lenkmanövern. Die Verteilung der Klassifikationsfehler unterscheidet sich dabei weder signifikant zwischen den Lenkrichtungen noch zwischen den Klassifikationsansätzen. Es werden nahezu gleich viele linke als auch rechte Lenkmanöver über alle Probanden falsch erkannt. Somit zeigt diese Analyse keine systematische Fehlklassifikation der Lenkrichtung über die einzelnen Probanden und weist so auf die Adäquatheit der Trainingsphase auf den langsamen Lenkmanövern nach visuellem Stimulus hin.

Aufgrund dieser Ergebnisse ist nicht davon auszugehen, dass die EEG-Daten durch die visuelle Stimulusgabe so verzerrt wurden, dass nur durch die Lokation des Blitzlichtes auf dem Armaturenbrett des Versuchsfahrzeugs eine lenkrichtungsspezifische Veränderung der EEG-Signale vor einem Lenkmanöver induziert wurde.

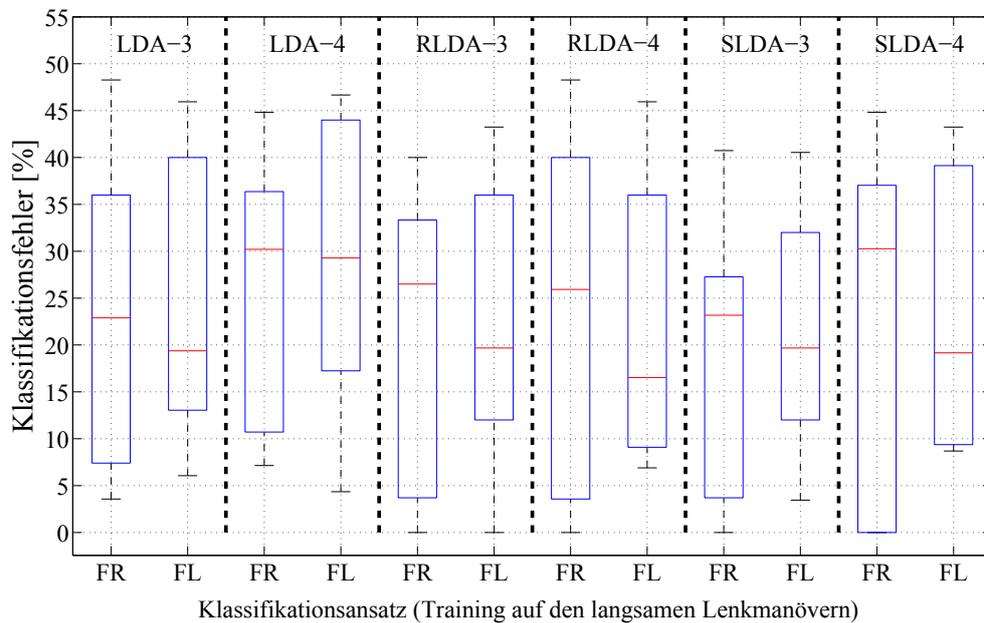


Abbildung 6.64: Der Box-Whisker-Plot zeigt die falsch links ('L'→'R', FL) und falsch rechts ('R'→'L', FR) Klassifikationen für die Lenkrichtung des universalen Klassifikationsansatzes für die selbst gewählten Lenkmanöver (Training auf den langsamen Lenkmanövern und Test auf den frei initiierten Spurwechseln).

Da sich die gewählten Ansätze weder für die falsch positiv noch für die falsch negativ Klassifikationen signifikant unterscheiden, wird keiner der gewählten Klassifikationsansätze für das weitere Vorgehen favorisiert. Insbesondere zeigen sich auch an dieser Stelle keine Präferenzen für eine entsprechende Merkmalsextraktion des LRP durch ein 3- bzw. 4-Tupel zur Prädiktion der Lenkrichtung mit einem BCI.

6.3.4 Zwischenfazit

In den vorherigen Abschnitten wurde mit verschiedenen linearen Klassifikationsansätzen überprüft, ob sich die EEG-Daten des Fahrers in Bezug auf die Lenkrichtung und dem Ausbleiben eines Lenkmanövers unter realen Fahrbedingungen vor der Manöverinitiierung klassifizierbar unterscheiden. Dazu wurden die Daten aus insgesamt 4630 verschiedenen Fahrmanövern von 20 Probanden in verschiedenen Telexperimenten unter Berücksichtigung des aktuellen Forschungsstandes mit dem Ansatz eines Brain-Computer-Interfaces für die identifizierten EEG-Korrelate der motorischen Vorbereitung (LRP) getestet. Eines der grundlegenden Ziele dieses Experiments war es, den Einfluss von Artefakten auf eine generelle Ableitbarkeit des EEG unter realen Bedingungen – direkt im fahrenden Fahrzeug – zu überprüfen.

Mit dem visuell evozierten Potential (VEP), als Reaktion auf die Reizung des visuellen Systems durch ein Blitzlicht, wurde gezeigt, dass die Ableitung eines EEG bis zu einer wiederholten Querschleunigung von bis zu 0,75 g in einem fahrenden Fahrzeug prinzipiell möglich ist, ohne dass die Daten oder das EEG-System selbst wesentlich beeinflusst werden. So konnte das aus der Laborforschung bekannte VEP über den zuständigen kortikalen Bereichen bei allen Probanden reproduziert werden (Renz, 2010). Im Verlauf der vorliegenden Arbeit dient dieses VEP zum Einen der Beurteilung der zeitlichen Validität der nachfolgenden Korrelate (im Sinne der mentalen Chronometrie) und zum anderen der Bestimmung einer aufforderungsunabhängigen minimal möglichen Reaktionszeit für reale Lenkmanöver. Für die untersuchten 1406 schnellen Lenkmanöver von 14 Probanden wurde eine durchschnittliche Reaktionszeit von 360 ms ermittelt. Abzüglich der neuronalen Aufbereitungs- und Verarbeitungszeit der visuellen Reaktionsaufforderung von 135 ms ergibt sich somit eine praktische Untergrenze von ca. 225 ms für die Reaktionszeit in intendierten Lenkmanövern. Diese minimal mögliche Reaktionszeit sollte unabhängig von der gewählten Modalität für eine erwartete Reaktionsaufforderung gelten, wenn das Lenkmanöver als Reaktion auf die Semantik des Stimulus verstanden werden soll. Diese und ähnliche Überlegungen können unter anderem einen Beitrag zur Beurteilung der zeitlichen Adäquatheit von kognitiven Modellen leisten. Im Kontext der Fahrermodellierung können diese neuronal abgeleiteten minimalen Latenzzeiten im Speziellen zur Bestimmung der Grenzen einer adäquaten Parametrierung genutzt werden, um z.B. das Verhalten eines implementierten Reglers *menschlicher* auslegen zu können (Welke, 2010; Welke et al., 2011).

Eines der wichtigsten Anliegen dieses Experiments war es darüber hinaus zu überprüfen, ob die in Experiment 1 & 2 beobachteten Veränderungen der EEG-Daten vor einer intendierten motorischen Handlung auch in einem Realfahrexperiment reproduziert werden können. Insbesondere sollte überprüft werden, inwiefern sich die asymmetrische Arm- und Schultermuskelaktivität in rechten und linken Lenkmanövern in einer Asymmetrie handlungsvorbereitender motorischer Hirnpotentiale manifestiert. Mit einer der Methoden der klassischen Neurowissenschaften konnte im EKP gezeigt werden, dass das bekannte lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) vor einer Lenkbewegung beobachtet werden kann und sich dieses hemisphärisch im Signalmittel zu unterscheiden scheint. Mit den Methoden des BCI wurde überprüft, ob dieser Unterschied in jedem einzel-

nen Lenkmanöver in den EEG-Daten präsent ist. Der berechnete Klassifikationsfehler dient in diesem Zusammenhang in Verbindung mit der topografischen Abbildung der klassifikationsrelevanten EEG-Kanäle als Verifikationswerkzeug. Aus der Topografie der klassifikationsrelevanten Dimensionen bzw. EEG-Kanäle und den berechneten Klassifikationsfehlern zeigt sich, dass mit einer durchschnittlichen Erkennungsleistung von über 80% sich die EEG-Daten im zeitlichen Bereich des LRP hemisphärisch unterscheiden. Um die Signifikanz einer Klassifikationsleistung bezüglich des 'Chance-Levels' analog zu Experiment 2 beurteilen zu können, muss auch hier das 'Chance-Level' entsprechend der Anzahl an Fahrmanövern pro Lenkrichtung für ein gewähltes Konfidenzintervall angepasst werden. Müller-Putz et al. (2008) legen dazu für die Wahrscheinlichkeit, dass ein Merkmalsvektor \vec{x} als richtig erkannt wird, eine Binomialverteilung zugrunde ($p=0,5$). Abhängig von der Anzahl an Durchgängen berechnen die Autoren die entsprechenden Konfidenzgrenzen für die Chance auf einem Signifikanzniveau von 5% und 1%. So muss für die individuelle Lenkrichtungserkennung bei durchschnittlich 35 Fahrmanövern pro Richtung das 'Chance-Level' für α gleich 5% auf ca. 65% und für α gleich 1% auf ca. 70% angehoben werden (Müller-Putz et al., 2008, S. 53). Für den universalen Klassifikationsansatz mit mehr als 500 Lenkmanövern pro Richtung kann bereits ab einer Erkennungsrate von ca. 55% von einer signifikant über Chance liegenden Klassifikation ausgegangen werden. Aus dieser Betrachtung heraus zeigt sich, dass sich die Prädiktionen der Lenkrichtung in den schnellen als auch den langsamen Lenkmanövern im Median signifikant vom 'Chance-Level' unterscheiden. Insbesondere zeigt der universale Klassifikationsansatz in all seinen berechneten Ausprägungen (LDA, RLDA und SLDA) auf den EEG-Daten der verschiedenen Versuchsbedingungen (langsame & schnelle Lenkmanöver), dass der beobachtete hemispärische Unterschied in den EEG-Daten im analysierten zeitlichen Bereich des LRP (3- bzw. 4-Tupel) signifikant ist.

Darüber hinaus wurden die Prädiktionsergebnisse auch auf Manövern verifiziert, in denen die Probanden vollständig selbstständig einen Spurwechsel initiierten. Neben der Verortung der Quelle durch eine entsprechende Dipolrekonstruktion im motorischen Kortex stützen auch diese Ergebnisse die Annahme, dass die Prädiktion der Lenkrichtung nicht durch die artifizielle visuelle Reaktionsaufforderung (Blitzlicht) verzerrt wurde.

In der Analyse der EEG-Daten dieses Experimentes zeigte sich allerdings ein Unterschied zwischen den Mustern in den EEG-Signalen vor der Ausführung eines schnellen Spurwechsels im Sinne eines kritischen Ausweichmanövers und einem entsprechend langsamer ausgeführten Lenkmanövers im Sinne eines geplanten Spurwechsels. Obwohl für beide Versuchsbedingungen die Lenkrichtung aus den jeweiligen EEG-Daten vor der Lenkmanöverausführung pradiziert werden konnte, unterscheidet sich der zeitliche Verlauf der Negativierung im LRP derart, dass kein universaler Klassifikator für beide Arten von Lenkmanövern in einem statischen Zeitfenster vor dem Lenkbeginn validiert werden konnte. Entsprechend der Annahme, dass das LRP als Korrelat der neuronalen Vorbereitung der lenkspezifischen Muskelkontraktion interpretiert wird, bestätigte sich so, dass in den schnellen im Gegensatz zu den langsamen Lenkmanövern für eine vergleichbare Muskelkontraktion zur Lenkmanöverinitiierung weniger Zeit zur Verfügung stand und somit diese neuronalen Prozesse eine zeitlich schärfere Ausprägung des LRP im EEG verursachten (vgl. Abb. 6.37 und Abb. 6.51).

6.3.5 Prädiktion eines Lenkmanövers mit einem BCI – pseudo-online

Bis zu diesem Abschnitt standen die neurowissenschaftlichen Erkenntnisse und Schlussfolgerungen im Vordergrund der Analysen, um die Ursachen der Veränderungen in den EEG-Daten vor einem Lenkmanöver beurteilen zu können. Die Erkenntnisse zur Klassifizierbarkeit der Lenkrichtung sowie die eines Nichtlenkmanövers aus den EEG-Daten in einem statischen Zeitfenster vor dem händisch extrahierten Lenkbeginn legen dabei den notwendigen Grundstein für die nachfolgenden Analysen zur Prädizierbarkeit eines Lenkmanövers aus den kontinuierlichen EEG-Daten des Fahrers.

Aus dem beschriebenen Informationsbedarf der Lernalgorithmen in der Trainingsphase eines BCI geht hervor, dass ein rein individuelles Anwendertraining in einem realen Ausweichszenario zur Manöverprädiktion keine sinnvolle Option darstellt. An dieser Stelle stellt ein universaler Klassifikator einen geeigneten Ansatz dar, der im Verlauf der Zeit individuell adaptiert werden kann (Krauledat, 2008). Um die praktische Relevanz eines solchen universalen Klassifikators beurteilen zu können, muss die Frage nach der Detektionsleistung im Verlauf kontinuierlicher EEG-Daten beantwortet werden. Zur Abschätzung dieser Online-Performanz wird der Ansatz einer *pseudo-online*-Klassifikation verwendet (Krauledat et al., 2004a,b). Dazu werden verschiedene Klassifikatoren auf den extrahierten Merkmalen verschiedener Lenkmanöver trainiert, in denen die Daten des jeweils zu testenden Probanden in der Trainingsphase des Klassifikators unberücksichtigt bleiben (vgl. Tab. 6.30). So werden z.B. die Daten des Probanden RLCT-7 für

Tabelle 6.30: Die Tabelle zeigt die analysierten Training-Test-Kombinationen für einen universalen Klassifikationsansatz zur Lenkrichtungsdetektion.

#	Trainingsdaten	Testdaten
1	schnelle Lenkmanöver [S]	schnelle Lenkmanöver [S]
2	langsame Lenkmanöver [L]	schnelle Lenkmanöver [S]
3	freie Lenkmanöver [F]	schnelle Lenkmanöver [S]
4	schnelle, langsame & freie Lenkmanöver [S+L+F]	schnelle Lenkmanöver [S]
5	schnelle Lenkmanöver [S]	langsame Lenkmanöver [L]
6	langsame Lenkmanöver [L]	langsame Lenkmanöver [L]
7	freie Lenkmanöver [F]	langsame Lenkmanöver [L]
8	schnelle, langsame & freie Lenkmanöver [S+L+F]	langsame Lenkmanöver [L]
9	schnelle Lenkmanöver [S]	freie Lenkmanöver [F]
10	langsame Lenkmanöver [L]	freie Lenkmanöver [F]
11	freie Lenkmanöver [F]	freie Lenkmanöver [F]
12	schnelle, langsame & freie Lenkmanöver [S+L+F]	freie Lenkmanöver [F]
13	schnelle Lenkmanöver [S]	alle Lenkmanöver [S+L+F]
14	langsame Lenkmanöver [L]	alle Lenkmanöver [S+L+F]
15	freie Lenkmanöver [F]	alle Lenkmanöver [S+L+F]
16	schnelle, langsame & freie Lenkmanöver [S+L+F]	alle Lenkmanöver [S+L+F]

den $Test\ 4_{RLCT-7}$ auf den schnellen Lenkmanövern nicht in das Klassifikatortraining einbezogen. Durch dieses Vorgehen kann sichergestellt werden, dass die Klassifikationsergebnisse des universalen Ansatzes keinen Zirkelschluss schaffen, da die EEG-Daten des Probanden bereits Bestandteil der Trainingsmenge waren. Weiter werden nur die Klassifikationsansätze RLDA-4 und SLDA-4 betrachtet, da sich diese als besonders robust erwiesen haben, eine geringere Streuung um den Median der Erkennungsleistung aufweisen und keiner der anderen Klassifikationsansätze signifikant besser klassifizierte.

Um die in Tabelle 6.30 aufgeführten Training-Test-Kombinationen zu analysieren, werden die entsprechenden EEG-Daten aller Probanden konkateniert und um den Lenkbeginn in einem Zeitfenster von 4 Sekunden Länge $[-2\ 2]$ epochiert sowie auf 0,4 bis 4,5 Hz gefiltert. Für jede Training-Test-Kombination wird ein eigener universaler Klassifikator analog zu den Klassifikationen statischer Zeitfenster generiert. Um die Detektionsleistung im kontinuierlichen EEG des Fahrers abschätzen zu können, wird dieses 4-sekündige Zeitfenster über die EEG-Daten jedes Lenkmanövers mit einer Überlappung von 10 ms geschoben (*sliding window*). So ergeben sich für ein Zeitfenster von 4 Sekunden um den Lenkbeginn 400 einzelne Zeitpunkte, an denen der trainierte Klassifikator ausgewertet werden kann. Abbildung 6.65 zeigt dazu exemplarisch den Verlauf des Wertes einer entsprechend trainierten Diskriminantenfunktion (SLDA-4) für die EEG-Daten über die durch das *sliding window* generierten 400 Zeitpunkte innerhalb eines einzelnen Lenkmanövers nach links des Probanden RLCT-10. Ab dem Zeitpunkt 'Null' kann der Lenkbeginn aus den Daten des Lenkradwinkelsensors abgeleitet werden. Aus dem Training der Entscheidungsebene ergibt sich die Auswertung zu:

$$y(\vec{x}) = \vec{\omega}^T \vec{x} + \omega_0 > 0 \rightarrow \text{Lenkmanöver nach rechts (R)}$$

$$y(\vec{x}) = \vec{\omega}^T \vec{x} + \omega_0 \leq 0 \rightarrow \text{Lenkmanöver nach links (L)}$$

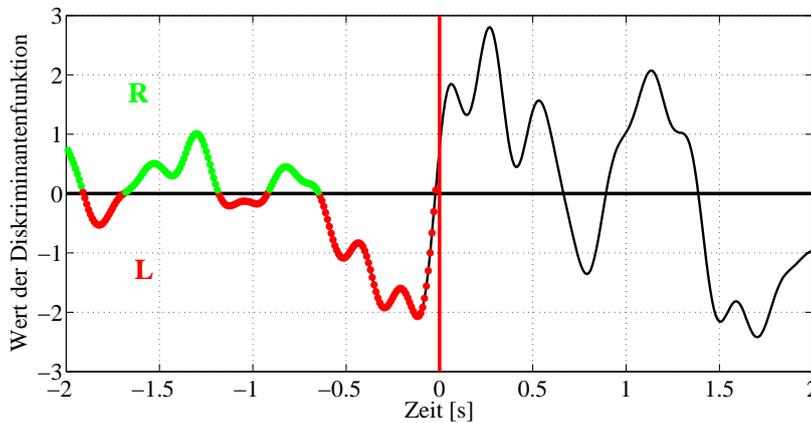


Abbildung 6.65: Der Abbildung illustriert exemplarisch die Auswertung des universalen Klassifikators im zeitlichen Verlauf für ein linkes Lenkmanöver des Probanden RLCT-10 (Lenkbeginn zum Zeitpunkt 0).

Für die durchschnittlich gefahrene Geschwindigkeit von 8,76 m/s zum Zeitpunkt des Passierens der IR-Lichtschranke beschreiben die betrachteten 2 s vor der Lenkreaktion das Fahren innerhalb der ersten Gasse (vgl. Abb. 6.29). Abbildung 6.65 zeigt dazu den Verlauf der Werte, welche die Diskriminantenfunktion für das *sliding window* annimmt. Deutlich wird, dass in diesem Beispiel der Wert der Diskriminantenfunktion bei einer Geradeausfahrt zwischen ± 1 schwankt, jedoch ca. 250 ms vor dem Lenkbeginn Werte größer -1 annimmt und so in 'Richtung' links ausschlägt. Nach dem Lenkbeginn (Sprung im Lenkradwinkel) zum Zeitpunkt 'Null' kann der Wert der Diskriminantenfunktion als Vorbereitung des Gegenlenkmanövers nach rechts interpretiert werden, jedoch kann eine Verzerrung der EEG-Daten durch Bewegungsartefakte in diesem Zeitraum nur schwer eindeutig identifiziert werden, da auf muskulärer Ebene bereits ein Lenkmanöver ausgeführt wird und sich die neuronalen Prozesse entsprechend überlagern.

Durch den Ansatz der *pseudo-online*-Klassifikation wird für das *sliding window* (alle 10 ms), innerhalb jedes einzelnen Fahrmanövers, für jeden einzelnen Probanden die Zuordnung des Klassifikators in Bezug auf die Richtigkeit der Prädiktion als absolute Erkennungsrate im Mittel über alle Probanden berechnet werden. Da der Prädiktor (Klassifikator) der Lenkrichtung auf einer Asymmetrie der neuronalen Vorbereitungsprozesse der zur Lenkreaktion notwendigen Motorik trainiert wurde, ist im Bereich bis zu 500 ms - bevor diese Prozesse einsetzen - vor dem Lenkbeginn mit einer Detektionsgenauigkeit im Bereich des 'Chance-Levels' zu rechnen. Weiter ist zu erwarten, dass die Charakteristik der Erkennungsleistung des Klassifikationsansatzes unabhängig von den Trainingsdaten die Charakteristik des in den gemittelten EEG-Daten beobachteten LRP widerspiegelt. Die Abbildungen 6.66 und 6.67 zeigen dazu die gemittelten Erkennungsraten des beschriebenen universalen Klassifikationsansatzes (RLDA-4 & SLDA-4) welcher entsprechend auf Probandenebene kreuzvalidiert wurde. Berechnet wurden jeweils das Mittel des Anteils der richtig rechts (R) bzw. richtig links (L) klassifizierten Lenkmanöver über das *sliding window* in Abhängigkeit der Trainingsdatenmenge (vgl. Tab. 6.30). Die Abbildungen 6.66 und 6.66 zeigen dabei jeweils getrennt nach Klassifikationsansatz die Lenkrichtungsprädiktion der schnellen (S), langsamen (L) und der frei (F) initiierten Lenkmanöver sowie die Auswertung des Klassifikators auf allen verfügbaren Daten (S+L+F). Für jede dieser Abbildungen wird die Erkennungsleistung im zeitlichen Verlauf getrennt nach Trainingsdatenmenge des Klassifikationsansatzes sowie linken und rechten Lenkmanövern dargestellt. Zum Zeitpunkt 'Null' wurde der Lenkbeginn aus einem Sprung des Lenkradwinkelsignals extrahiert und die Lenkrichtung aus dem weiteren Verlauf dieses Signals inferiert. Schwarz gestrichelt wird in diesen Abbildungen das 'Chance-Level' von 50% gekennzeichnet. So zeigt Abbildung 6.66 oben die Verläufe der Erkennungsraten zur Lenkrichtung des ausgeführten schnellen Spurwechsels in Abhängigkeit der Trainingsdatenmenge (schnelle (S), langsame (L) und freie (F) Lenkmanöver bzw. alle Daten (S+L+F)) über alle Probanden, welche die schnellen Lenkmanöver ausführten (Klassifikator R|L, Test auf [S]). Analog dazu jeweils darunter der Test aller Klassifikationsansätze auf den Daten der langsamen Lenkmanöver (Klassifikator R|L, Test auf [L]), der freien Manöverwahl ohne Stimulus (Test auf [F]) sowie die Auswertung aller Klassifikatortrainings im zeitlichen Verlauf des Spurwechsels auf allen EEG-Daten der in diesem Experiment ausgeführten Lenkmanöver (Test auf [S+L+F]).

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

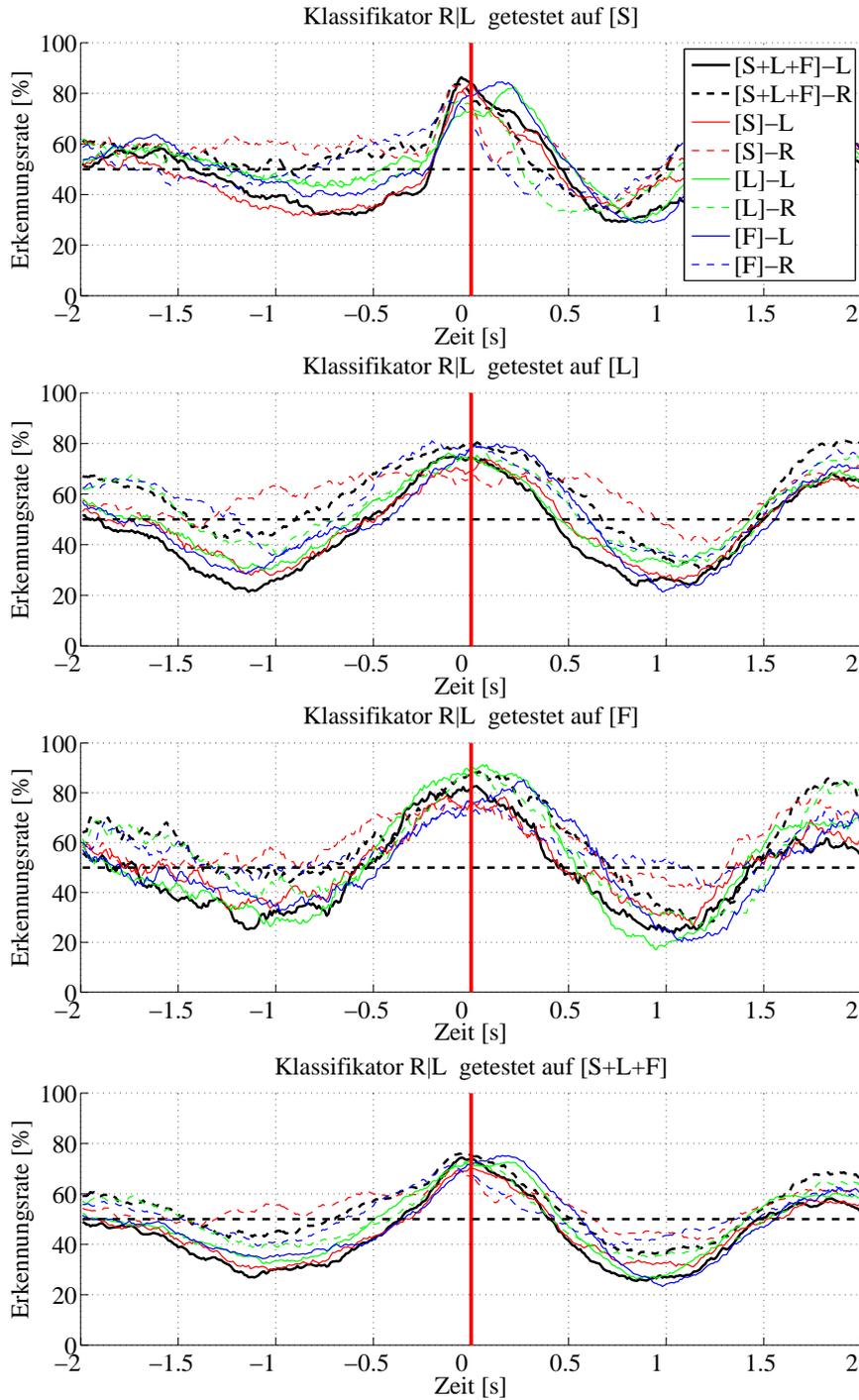


Abbildung 6.66: Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate der ausgeführten Lenkrichtung im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz RLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).

6 Experimente

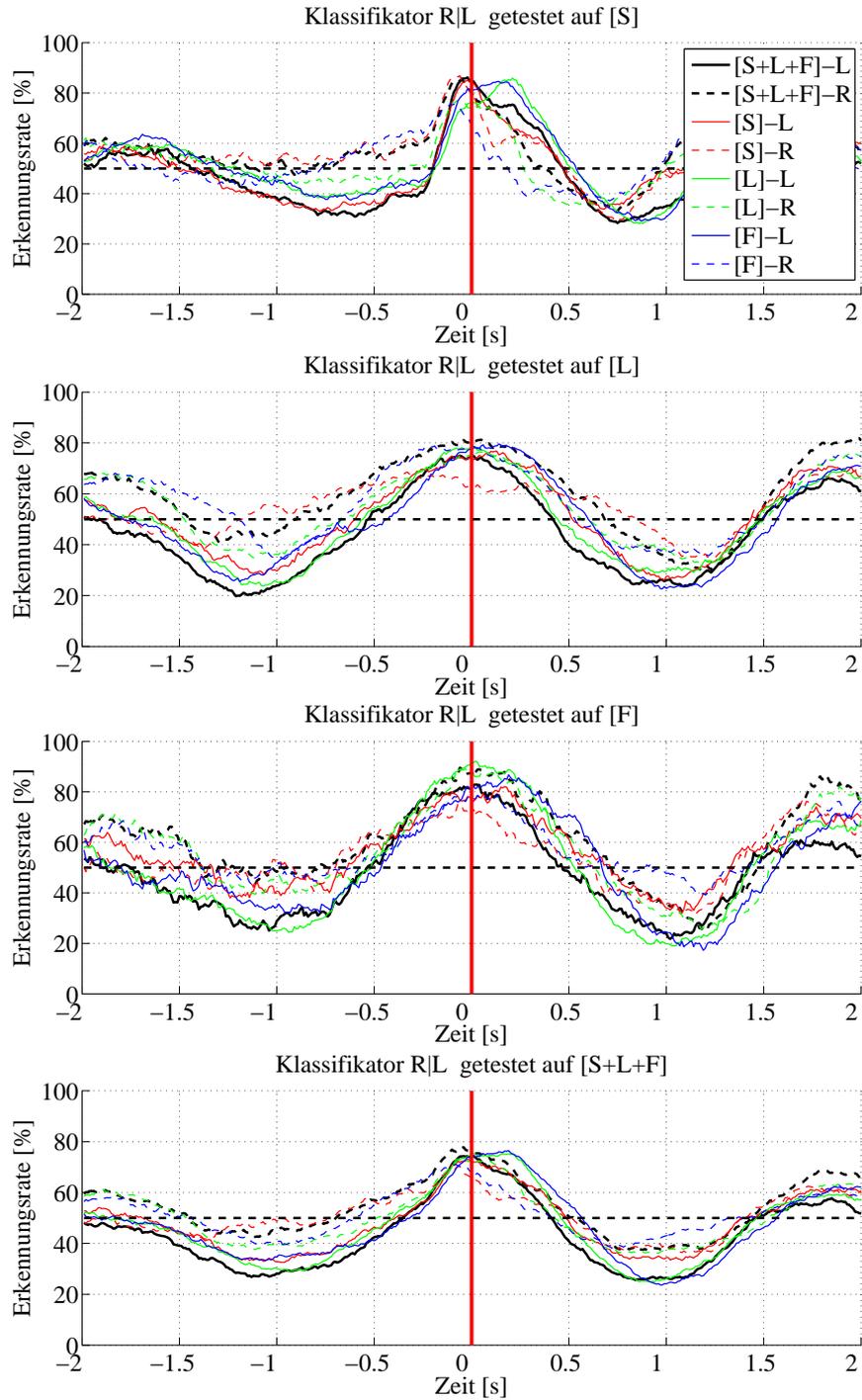


Abbildung 6.67: Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate der ausgeführten Lenkrichtung im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz SLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).

Ein Vergleich der Erkennungsraten des trainierten Klassifikationsansatzes im Verlauf des Spurwechselmanövers zeigt ein konsistentes Bild für jede einzelne Testbedingung. Unabhängig vom Klassifikationsansatz bzw. Regularisierungsverfahren (RLDA & SLDA) als auch unabhängig von der Trainingsdatenmenge zeigt sich, dass die im LRP beobachtete Asymmetrie über den motorischen Arealen vor der motorischen Lenkmanöverinitiierung zur Prädiktion der Lenkrichtung direkt vor dem erfassbaren Lenkbeginn aus den Daten des EEG extrahiert werden kann. Der hemisphärische Unterschied in diesem charakteristischen EEG-Signalverlauf ermöglicht dabei eine richtige Prädiktion in bis zu 86% der Fälle 125 ms vor dem Beginn eines Lenkmanövers. Darüber hinaus reflektieren die Verläufe der Erkennungsraten auch unabhängig von der Trainingsdatenmenge den Verlauf der entsprechenden LRP. So zeigt sich insbesondere für die schnellen Lenkmanöver, dass selbst durch einen Klassifikator ausschließlich trainiert auf den Daten der langsamen bzw. freien Lenkbedingung das Einsetzen des lenkrichtungsspezifischen LRP um 200 ms vor der Ausführung der schnellen Lenkreaktion (vgl. Abb. 6.37) erkannt werden kann. Dies gilt auch für das Klassifikatortraining auf den Daten der schnellen Lenkmanöver getestet auf den langsamer ausgeführten Spurwechseln. Auch hier spiegelt der Verlauf der richtig prädizierten Lenkmanöver den zeitlichen Verlauf des beobachteten LRP der langsamen Lenkmanöver wider (vgl. Abb. 6.51). So zeigt sich in dieser Bedingung, im Vergleich zu den schnellen Lenkmanövern, ein deutlich früherer Anstieg der Erkennungsrate der ausgeführten Lenkrichtung. Diese lenkmanöverabhängige Charakteristik im zeitlichen Verlauf der Erkennungsrate bestätigt, dass auch kreuzvalidiert über die EEG-Daten der verschiedenen Lenkbedingungen sich die betrachteten EEG-Signale im Zeitbereich des LRP tatsächlich für die Lenkrichtung in jedem einzelnen Lenkmanöver unterscheiden und zur Lenkmanöverprädiktion herangezogen werden können.

In jeder der Testbedingungen schneidet das Klassifikatortraining auf den Daten dieser Bedingung (z.B. Training und Test auf den langsamen Lenkmanövern) leicht besser ab, als auf den restlichen Trainingsdaten. Die Erkennungsleistung der jeweils berechneten Klassifikatoren ist jedoch sehr ähnlich. Über alle berechneten Klassifikatoren und Test-szenarien zeigt sich, dass ein Training auf allen verfügbaren Datensätzen (Training auf [S+L+F]) am robustesten erscheint, um einen universalen Klassifikationsansatz zur Lenkrichtungsprädiktion für verschiedenartige Lenkmanöver zu implementieren.

Die Abbildungen 6.68 (RLDA-4) und 6.69 (SLDA-4) zeigen analog zu den vorherigen Darstellungen den Verlauf der Erkennungsraten verschiedener Klassifikatortrainings zur Detektion einer Geradeausfahrt bzw. eines Nichtlenkmanövers für die einzelnen Testbedingungen. Aufgrund der Ergebnisse aus der Analyse statischer Zeitfenster (vgl. Abb. 6.50) zur Detektierbarkeit eines solchen Nichtspurwechsels wurden die Trainingszeitfenster analog zu denen der schnellen Lenkbedingung gewählt (vgl. Abb. 6.47). Abgebildet werden jeweils der Verlauf des prozentualen Anteils der richtig erkannten Geradeausfahrten ('M') für die Zeitdauer einer Durchfahrt durch den Versuchsaufbau. Weiter wird in diesen Abbildungen zwischen der Erkennungsleistung eines Klassifikatortrainings allein auf den Daten der ausgeführten Lenkmanöver und der Hinzunahme der EEG-Daten der Geradeausfahrten differenziert (vgl. Abb. 6.68 '+M' und Abb. 6.69 '+M').

Im Gegensatz zu den vorherigen Abbildungen der Erkennungsraten der ausgeführten Lenkrichtung sind die Abbildungen bezüglich der Detektionsleistung eines Nichtlenkma-

6 Experimente

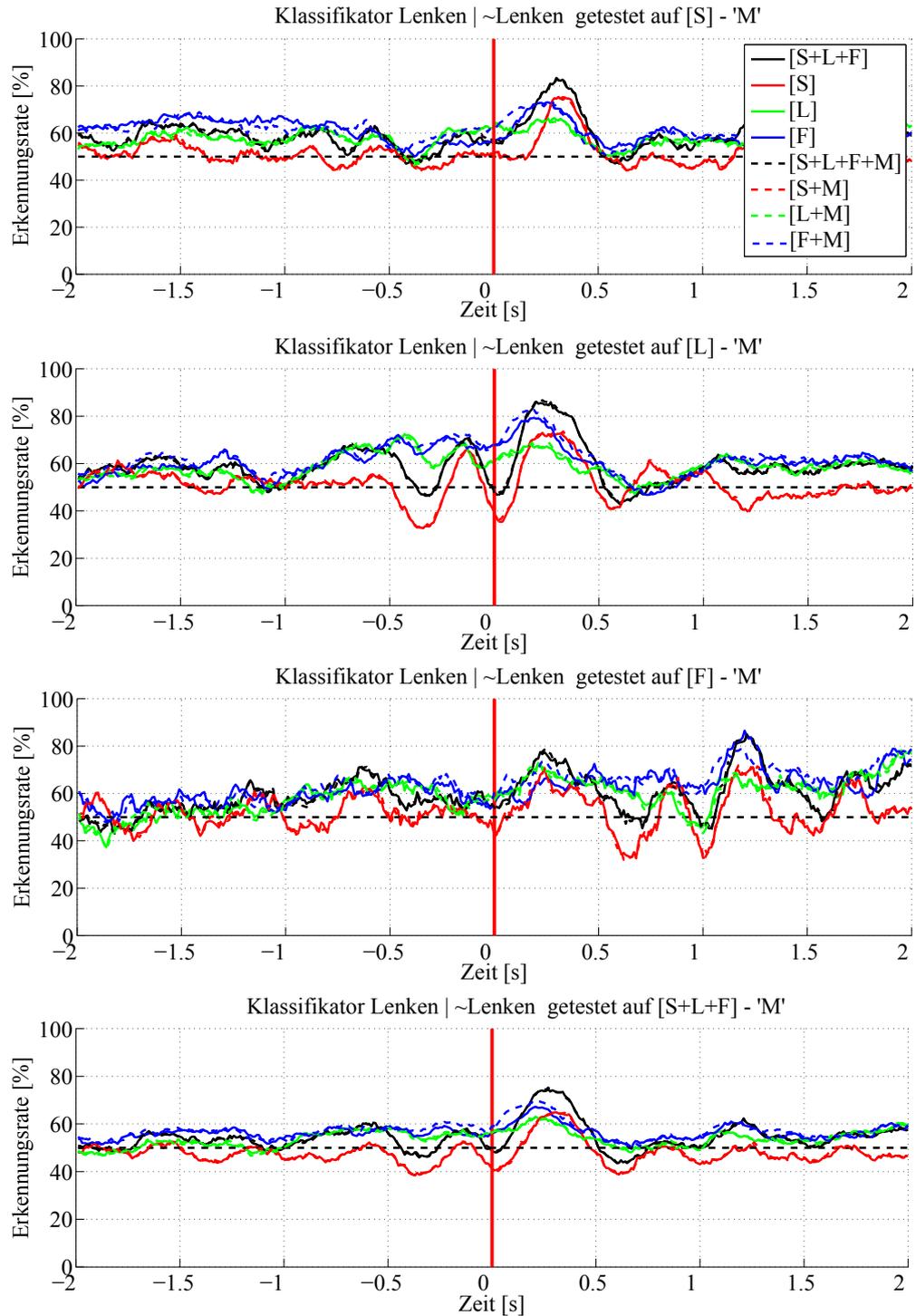


Abbildung 6.68: Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate einer Geradeausfahrt ('M') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz RLDA-4 (Passieren der Lichtschranke zum Zeitpunkt 0).

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

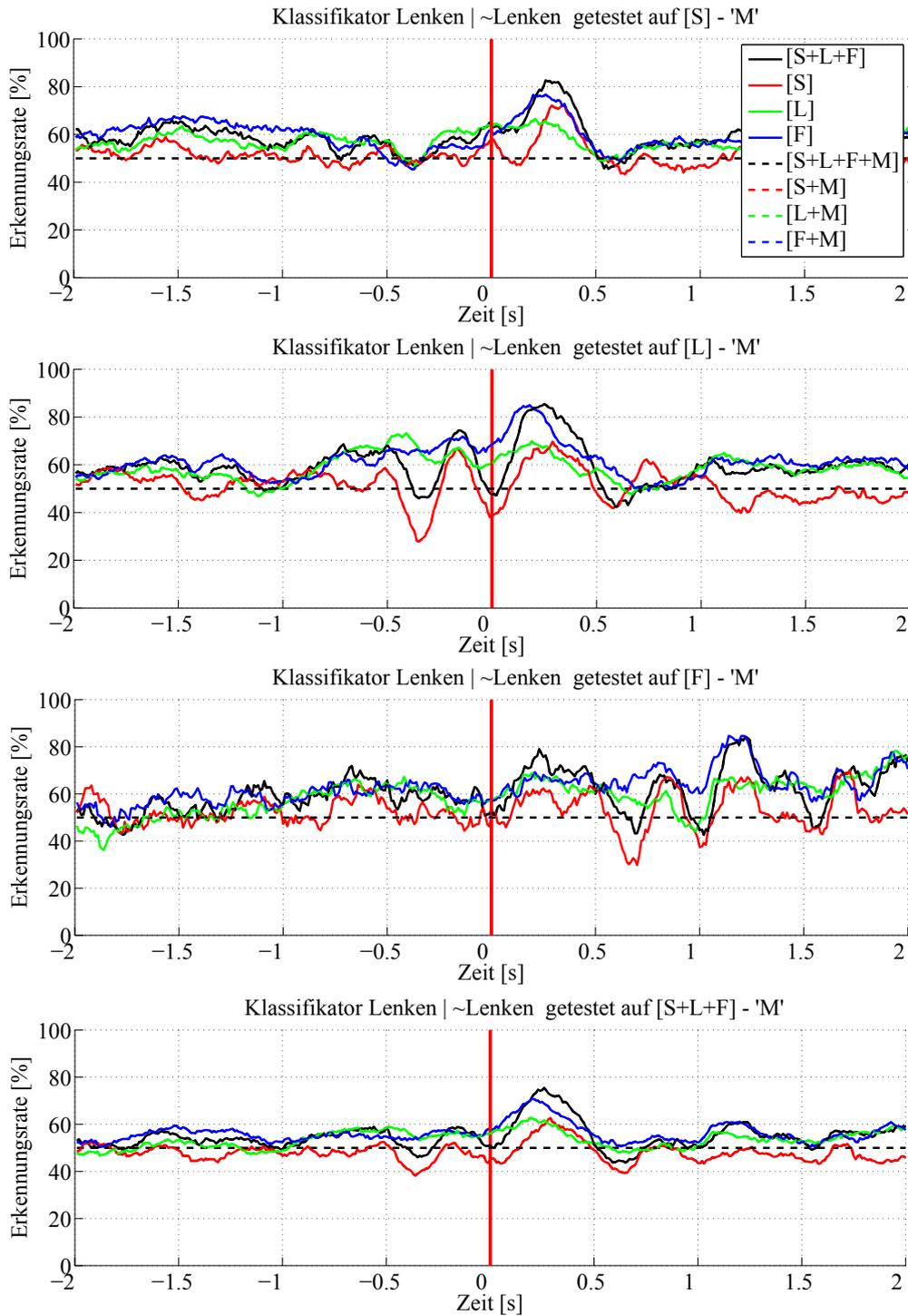


Abbildung 6.69: Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate einer Geradeausfahrt ('M') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz SLDA-4 (Passieren der Lichtschranke zum Zeitpunkt 0).

növers an das Passieren der Lichtschranke gebunden und somit *stimulus-locked*. Durch die verschiedenen Positionen der Lichtschranke für die verschiedenen Versuchsbedingungen bezieht sich somit der Zeitpunkt 'Null' in diesen Abbildungen auf verschiedene Fahrzeugpositionen innerhalb des Versuchsaufbaus. Für die schnellen Lenkmanöver ist dies bei Verlassen und für die langsamen als auch freien Manöver jeweils beim Einfahren in die erste Pylonengasse (vgl. Abb. 6.29). Somit beschreibt für die langsamen Manöver der Zeitraum unmittelbar nach dem Stimulus das Fahren innerhalb der ersten Gasse bis zu einer möglichen Lenkmanöverinitiierung. Für die Detektion eines Nichtlenkmanövers in der schnellen Lenkbedingung können mit einem Klassifikatortraining auf allen verfügbaren Daten ([S+L+F]) unabhängig vom Klassifikationsverfahren 260 ms nach Passieren der Lichtschranke bis zu 82% der Geradeausfahrten richtig aus den EEG-Daten der Probanden prädiziert werden (vgl. Abb. 6.68: oben und Abb. 6.69: oben). Für die Klassifikatorauswertung auf den EEG-Daten der langsamen Lenkbedingung zeigt sich ein vergleichbares Verhalten der Erkennungsleistung, jedoch schwankt die Erkennungsrate sehr, bevor der Proband zu einem Nichtlenkmanöver aufgefordert wurde. Der Test auf den Daten der freien Manöverwahl zeigt einen Anstieg der Detektionsleistung nach dem Passieren der Lichtschranke, jedoch nicht die Schwankungen davor wie es bei den Daten der langsamen Lenkbedingung beobachtet werden konnte. Da für diese beiden Bedingungen die Position der Lichtschranke unverändert blieb und sich die Fahrzeugposition nur durch die Einfahrtgeschwindigkeit ergibt, scheinen die Schwankungen der Erkennungsleistung nicht durch systematische Artefakte (z.B. Bodenwellen auf dem Testgelände) verursacht worden sein. Eine Erweiterung der Trainingsdaten um die EEG-Daten der Geradeausfahrt ('+M') zeigten keinen wesentlichen Einfluss auf die Erkennungsleistung eines solchen Nichtlenkmanövers.

Die Abbildungen 6.70 und 6.71 zeigen analog zur Prädiktion von Geradeausfahrten den Verlauf der Erkennungsrate eines ausgeführten Lenkmanövers. Auch an dieser Stelle wird zwischen dem Ansatz RLDA-4 und SLDA-4 differenziert, um einen Einfluss des Regularisierungsverfahrens auf das Ergebnis ausschließen zu können. Zur Prädiktion des Lenkmanövers wird der gleiche Klassifikator wie für die Erkennung eines Nichtlenkmanövers verwendet. An dieser Stelle wird lediglich die Klassenzuordnung entsprechend dem Wert der Diskriminantenfunktion angepasst ($< 0 \rightarrow$ *Nichtlenken*, $\geq 0 \rightarrow$ *Lenken*). So können für die schnellen Manöver bis zu 87% der Lenkeinschläge 50 ms vor dem aus dem Lenkwinkelsignal ableitbaren Lenkbeginn durch den trainierten Klassifikator richtig erkannt werden. Der Verlauf der Erkennungsleistung spiegelt dabei die Charakteristik der Trainingszeitfenster wider. So werden 250 ms vor dem Lenkbeginn fast alle Lenkmanöver als Nichtlenkmanöver erkannt und im weiteren Verlauf - entsprechend des beobachteten LRP - als Lenkmanöver klassifiziert. Für die anderen Testbedingungen zeigt sich die bereits in Abschnitt 6.3.3 beschriebene Problematik eines geeigneten Klassifikatortrainings. So können für den gewählten Ansatz zwar auch bis zu 87% der freien Lenkmanöver ohne Stimulus richtig erkannt werden, jedoch erst 100 ms nach dem Lenkbeginn. Vor einem charakteristischen Lenkwinkelsprung ist dies nur in 76% der Fälle in dieser Testbedingung möglich. Für die langsamen Lenkmanöver können in diesem Zeitbereich sogar nur bis zu 60% der tatsächlich ausgeführten Lenkmanöver aus den EEG-Daten der Probanden richtig prädiziert werden. Trotz dieser unbefriedigenden Klassifikationsleistung zeigt

6.3 Experiment 3 – 'RLCT - Realfahrexperiment'

der Verlauf der Erkennungsleistung über alle Verfahren und Testbedingungen hinweg eine konsistente Charakteristik. So steigt die Klassifikationsleistung bei allen berechneten Trainings-Test-Kombinationen mit dem Einsetzen des beobachteten EEG-Korrelates der motorischen Vorbereitung – dem LRP. Zwischen der Ausführung von linken und rechten Lenkmanövern konnten in diesem Zusammenhang keine wesentlichen Unterschiede festgestellt werden. Es wurden annähernd gleich viele linke als auch rechte Lenkeinschläge durch den Klassifikator entsprechend richtig bzw. falsch zugeordnet.

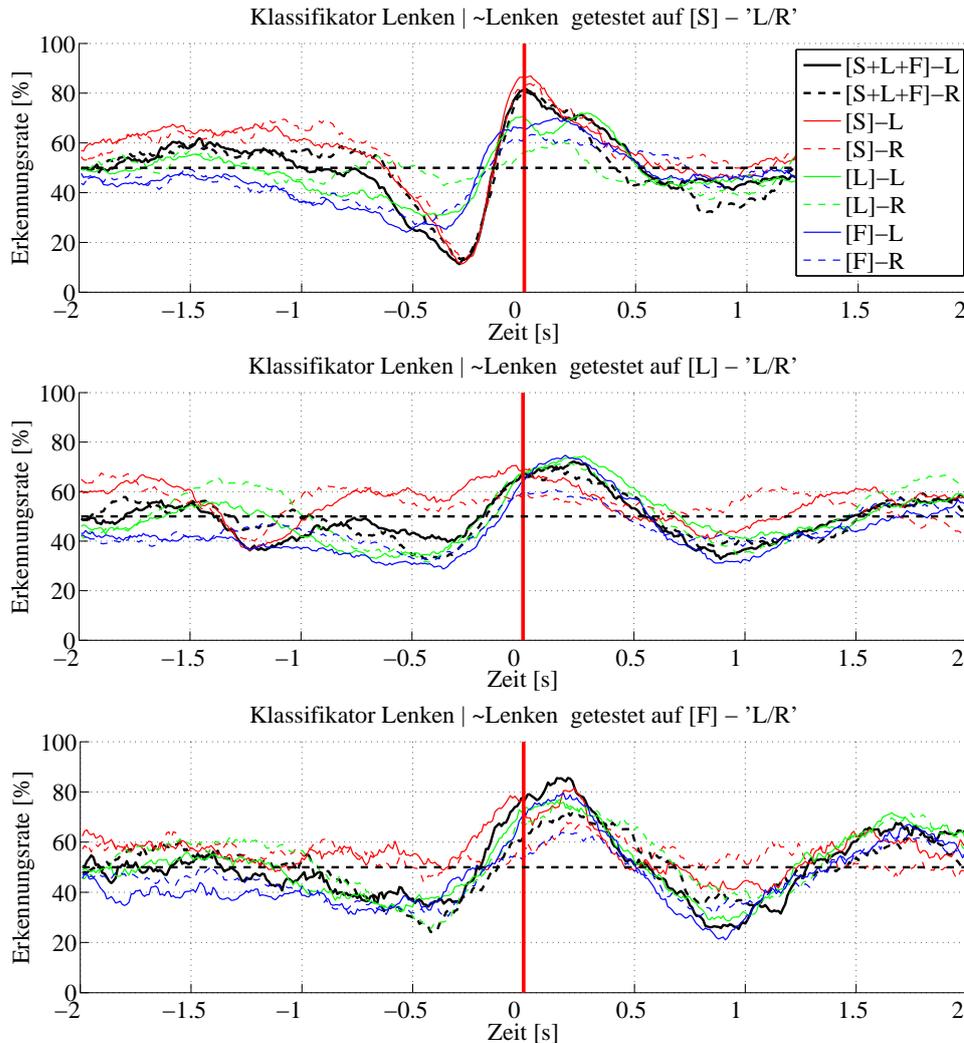


Abbildung 6.70: Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate eines Lenkmanövers ('L/R') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz RLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).

6 Experimente

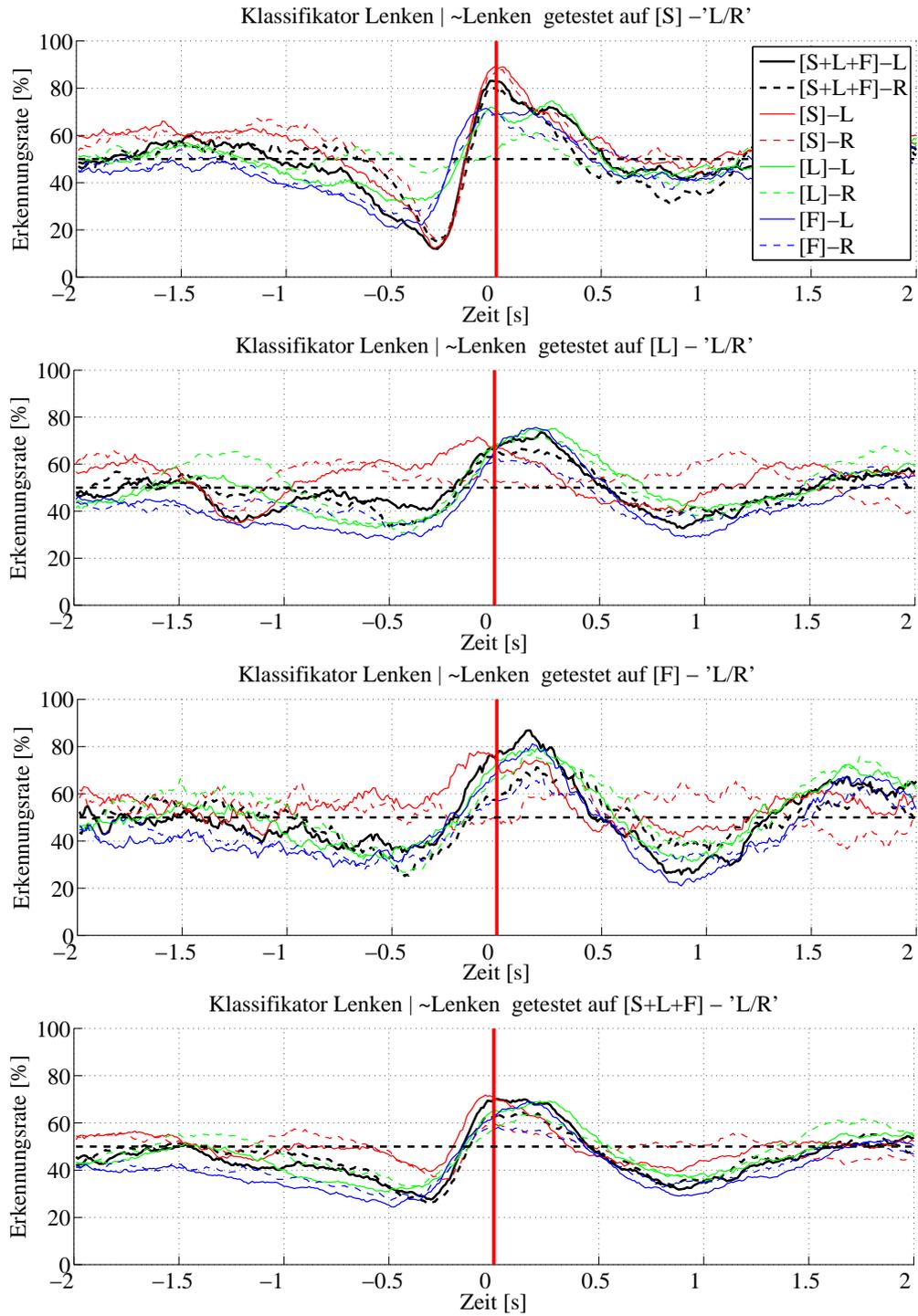


Abbildung 6.71: Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate eines Lenkmanövers ('L/R') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz SLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).

6.3.6 Zusammenfassung

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse zu den Möglichkeiten einer BCI-gestützten Lenkmanöverprädiktion auf den EEG-Daten des Realfahrexperiments zusammengefasst. Ergänzend zu den Ausführungen des Zwischenfazit (vgl. Kapitel 6.3.4) konnten durch eine Simulation kontinuierlicher EEG-Signale (*pseudo-online*) die Klassifikationsleistungen auf den EEG-Daten statischer Zeitfenster bestätigt werden. Nachfolgende Abbildung fasst die relevanten Ergebnisse übersichtsartig zusammen. So werden konservativ betrachtet durchschnittlich 82% aller Geradeausfahrten bzw. Nichtlenkmanöver unabhängig von den betrachteten Fahrbedingungen spätestens 280 ms nach dem Passieren der Lichtschranke erkannt. Für die schnellen Lenkmanöver kann dazu die Lenkrichtung bereits ca. 45 ms früher (235 ms) mit einer Genauigkeit von 85% prädiziert werden (vgl. Abb. 6.72 a). Die Prädiktion, dass das nächste Manöver tatsächlich ein Lenkmanöver ist, kann jedoch erst unmittelbar vor dem Beginn der Lenkreaktion aus den EEG-Daten zu 88,5% bestätigt werden. Ähnlich verhält es sich auch für die Analyse der langsamen Lenkmanöver. Vor dem Lenkbeginn können zwar die Ausführung einer Geradeausfahrt (85,5%) und die Lenkrichtung (79,5%) richtig prädiziert werden, jedoch kann die tatsächliche Ausführung des Lenkmanövers nicht vor dem Beginn bzw. einem messbaren Lenkwinkelsprung eindeutig bestätigt werden (vgl. Abb. 6.72 b). Für die frei initiierten Lenkmanöver ohne visuellen Stimulus können eine Geradeausfahrt, die Lenkrichtung und die tatsächliche Ausführung eines Lenkmanövers 125 ms vor dem Beginn eines Lenkmanövers mit einem BCI aus den EEG-Daten des Fahrers mit einem universalen Klassifikator prädiziert werden (vgl. Abb. 6.72 c). Im nachfolgenden Kapitel werden diese Ergebnisse bezüglich ihrer Praxisrelevanz im Kontext dieser Arbeit bewertet.

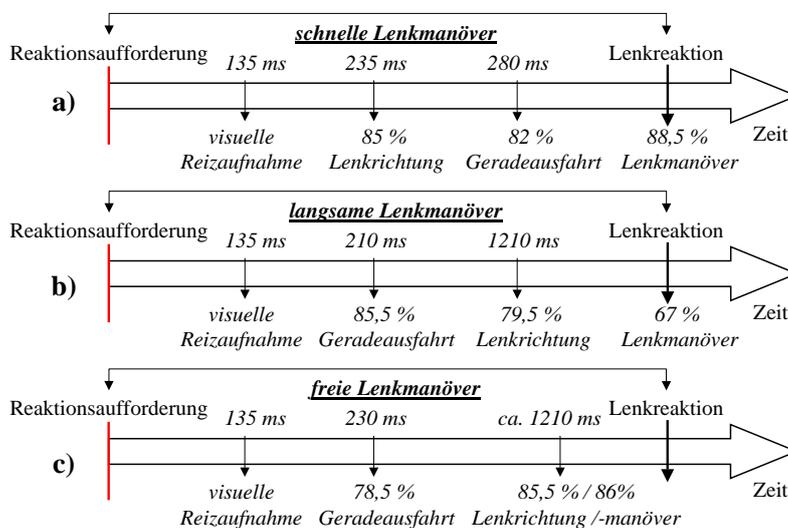


Abbildung 6.72: Die Abbildung zeigt für die betrachteten Fahrbedingungen (a: schnell, b: langsam, c: frei) die Zeitbereiche, in denen verschiedene Aspekte eines Lenkmanövers maximal aus den EEG-Daten des Fahrers im durchgeführten Experiment prädiziert werden können.

7 Diskussion und Bewertung der Ergebnisse

In diesem Kapitel wird die praktische Relevanz der bisherigen Ergebnisse zu einer möglichen Lenkmanöverprädiktion mit einem BCI überprüft. Die Ergebnisse aus den vorgestellten Experimenten sind aus neurowissenschaftlicher Perspektive durchaus bemerkenswert, wurden bisher jedoch nicht aus einer ingenieurtechnischen Sichtweise reflektiert. Besondere Bedeutung kommt dabei den Überlegungen zum Querversatz und zur Durchlaufzeit von Ausweichmanövern aus Abschnitt 2.2.2 zu. Insbesondere soll an dieser Stelle aufgezeigt werden, welche Möglichkeiten sich aus einer Prädiktion des Lenkmanövers vor dessen Ausführung ergeben können.

Eine der Kernfragestellungen dieser Arbeit bestand darin zu überprüfen, ob eine Auswertung der EEG-Daten des Fahrers eine valide Lenkmanöverprädiktion ermöglicht. An dieser Stelle kann aus den Ergebnissen der drei präsentierten Experimente festgehalten werden, dass dies möglich ist und die zugrunde liegenden identifizierten neuronalen motorischen Prozesse keinen Grund zu Zweifeln an der Übertragbarkeit der Ergebnisse auf Fahrmanöver im Alltagsverkehr liefern. So gelang durch die Steigerung der Komplexität und Realitätsnähe der Versuchsdurchführungen der Spagat zwischen experimenteller Kontrolle und ökologischer Validität der Ergebnisse.

In Abschnitt 2.2.3 wurde der Nutzen von Informationen über die Fahrerabsicht und insbesondere die Bedeutung einer Manöverprädiktion thematisiert. So kann das Wissen um das vom Fahrer beabsichtigte nächste Manöver in einer kritischen Situation genutzt werden, um die fahrsituationsgerechte Adäquatheit des geplanten Manövers zu überprüfen bzw. bei entsprechend zuverlässiger Erkennung dieses automatisiert auszuführen. In einem ersten Schritt wird das Potential eines automatisierten Ausweichmanövers ermittelt. Basierend auf den Prädiktionsergebnissen und Fahrdaten des Realfahrexperiments dient im Weiteren eine Berechnung der möglichen Steigerung der Ausweichbreite als Indikator zur Beurteilung der praktischen Relevanz eines BCIs zur Lenkmanöverprädiktion. Dazu wird angenommen, dass unabhängig von den Erkennungsraten zum Zeitpunkt der maximalen Vorhersagbarkeit dieses durch einen Ausweichassistenten eigenständig ausgeführt wird. Grundlage der Berechnungen sind dabei die Überlegungen zur Approximation der Ausweichtrajektorie nach Gleichung 2.4. Zur Bestimmung der durchschnittlichen Ausweichzeit wird für jede Fahrbedingung die Geschwindigkeit des Versuchsfahrzeuges bei Verlassen der ersten Gasse ermittelt und über alle Fahrmanöver der Probanden gemittelt. Aus den Abmaßen des Versuchsaufbaus (vgl. Abb. 6.29) und der entsprechenden Geschwindigkeit ergeben sich so für die einzelnen Lenkbedingungen gute Näherungen für die jeweilig benötigte Ausweichzeit. Dabei wird für die schnellen Lenkmanöver der Abstand zwischen der ersten und zweiten Pylonengasse entsprechend der durchschnittlichen Reaktionszeit und gefahrenen Geschwindigkeit verkürzt. Die maximalen Querbeschleunigungswerte werden für den Zeitraum, in dem sich das Fahrzeug innerhalb der beiden

Gassen befindet, als Maximalwerte aus den fahrdynamischen Daten aller Probanden extrahiert. Zur weiteren Abschätzung des Potentials einer BCI-gestützten Lenkmanöverprädiktion wird als Zeitpunkt des Auslösens eines autonomen Ausweichmanövers der Zeitpunkt gewählt, an dem eine Prädiktion der Lenkrichtung und einer Geradeausfahrt möglich ist. Für die schnellen Lenkmanöver ist dies 125 ms und für die langsamen und freien jeweils 150 ms vor dem Lenkbeginn. Um diese Zeiten verlängern sich somit die für das Ausweichmanöver zur Verfügung stehenden Manöverzeiten. Tabelle 7.1 fasst unter diesen Voraussetzungen den durchschnittlichen Querversatz und den mit einem BCI maximal erreichbaren Querversatz für die fahrdynamischen Charakteristika der einzelnen Testbedingungen zusammen. Die berechneten Werte bestätigen dabei die Beobachtungen während der Versuchsdurchführung und verifizieren so die in dieser Arbeit gewählte Approximation der Spurwechseltrajektorie. Für die schnelle Lenkbedingung erreichen die Probanden durchschnittlich nur einen Querversatz von 2,895 m, bevor die erste Pylone der zweiten Gasse passiert wird. Sie weichen damit um bis zu 65,5 cm von der Mitte der Gasse ab (vgl. Abb. 6.29). Dies äußerte sich vor allem im Umfahren der jeweils ersten linken bzw. rechten Pylone der zweiten Gasse während der Versuchsdurchführung (vermerkt in Versuchsprotokollen). Die berechneten Werte für die langsame und freie Lenkbedingung ohne Stimulus bestätigen analog die Eindrücke aus der Versuchsdurchführung. Mit einer Abweichung von 10 bis 20 cm von der Gassenmitte wurden diese Manöver flüssig durchfahren, ohne eine der Pylonen umzureißen. Wird zum Zeitpunkt der Prädiktion das Ausweichmanöver mit der gleichen Fahrdynamik ausgeführt, kann je nach Testbedingung eine Steigerung der Ausweichbreite um bis zu 70 cm erreicht werden (vgl. Tab. 7.1). Diese Ergebnisse müssen allerdings relativiert werden, um die

Tabelle 7.1: Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den in den einzelnen Fahrbedingungen jeweils maximal möglichen Querversatz sowie den möglichen Querversatz, wenn das Lenkmanöver zum Zeitpunkt der Prädiktion mit den gleichen Querbeschleunigungswerten ausgeführt werden kann.

Fahrbedingung	max. Querbesch.	Querversatz	mit BCI	Δ
schnelles Lenkmanöver	0,78 g	2,895 m	3,477 m	0,582 m
langsames Lenkmanöver	0,65 g	3,448 m	4,147 m	0,699 m
freies Lenkmanöver	0,59 g	3,341 m	3,997 m	0,656 m

praktische Relevanz besser beurteilen zu können. Abbildung 6.72 zeigt in einer Zusammenfassung die Ergebnisse der Prädiktion von Lenkrichtung und Nichtlenkmanövern. Dabei wird deutlich, dass je nach Testbedingung sich der Zeitpunkt als auch die Reihenfolge maximaler Prädiktionsmöglichkeiten dieser Manöverteilaspekte unterscheiden. Unabhängig von der Testbedingung muss somit ein Zeitpunkt für die Auswertung des Fahrer-EEG nach dem Auftauchen eines Hindernisses festgelegt werden, da a priori die Art des Lenkmanövers (schnell oder langsam) unbekannt ist. Dabei gibt das schnelle Lenkmanöver den minimalen Zeitrahmen an. Demnach müsste das EEG des Fahrers 280

ms nach dem Auftauchen eines Hindernisses durch die vorgeschlagenen Klassifikatoren ausgewertet werden. Zu diesem Zeitpunkt können für die schnell ausgeführten Lenkmanöver 82% der Geradeausfahrten und in 85% der Lenkmanöver die Richtung richtig aus den EEG-Daten des Fahrers prädiziert werden. Für die langsame und freie Lenkbedingung können zu diesem Zeitpunkt jedoch lediglich 84% (langsame Lenkbedingung) bzw. 69% (freie Lenkbedingung) der Geradeausfahrten vorhergesagt werden. Aussagen zur Lenkrichtung können zu diesem Zeitpunkt nicht getroffen werden. Durch Abstandsmessungen zu einem möglichen Hindernis bzw. einer Bestimmung der TTC kann jedoch der Analysezeitpunkt entsprechend angepasst werden, um auch die Lenkrichtung präzisieren zu können. Für die untersuchten Fahrbedingungen kann hier eine TTC von gut einer Sekunde als Grenze zwischen den beiden Kategorien von Lenkmanövern (schnelle & langsame+freie) angesetzt werden.

Für das Training des BCIs zur Lenkmanöverprädiktion wurde in dieser Arbeit das lateralisierte motorische Bereitschaftspotential gewählt. Nach der Definition dieses EEG-Korrelates kann es jedoch erst unmittelbar vor der Ausführung eines Lenkmanövers detektiert werden. Demnach wird eine verlässliche Prädiktion der Lenkrichtung basierend auf der hemisphärischen Asymmetrie dieses Korrelates bei beidhändigen Lenkmanövern auch nur unmittelbar vor dem Einsetzen der Lenkbewegung möglich. Durch diesen minimalen zeitlichen Vorsprung könnte das Lenkmanöver schneller ausgeführt und so bis zu 70 cm mehr Querversatz des Fahrzeuges durch einen Ausweichassistenten erreicht werden (vgl. Tab. 7.1). Aufgrund der Fehlerkennungsgraten von bis zu 20% für die verschiedenen Teilaspekte eines Lenkmanövers (Initiierung & Richtung) ist ein solches BCI als auslösende Informationsquelle eines aktiven Sicherheitssystems an dieser Stelle im Fahrzeug abzulehnen. Ein weitaus größeres Potential liegt in der Überprüfung der Adäquatheit des geplanten Fahrmanövers zur Steigerung der passiven Sicherheit (vgl. Kap. 2.3). Ist ein Unfall im Kontext eines Ausweichmanövers nicht mehr abzuwenden, da der Fahrer bsp. in Richtung eines stehenden Hindernisses lenkt, können die Informationen aus den EEG-Daten genutzt werden, um das Fahrzeug entsprechend schneller auf eine Kollision vorzubereiten. Geschieht dies für den Fahrer unmerklich fallen Fehlklassifikation nicht weiter ins Gewicht bzw. können durch externe Sensorik nach dem Lenkbeginn korrigiert werden. In diesem Szenario stiftet ein BCI im Fahrzeug zur Lenkmanöverprädiktion einen bisher nicht dagewesenen Nutzen.

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen jedoch auch mögliche Potentiale abseits des untersuchten Ausweich- bzw. Kollisionsszenarios. So ist es möglich, in den Grenzen der Klassifikationsfehler, die Lenkrichtung zu präzisieren, bevor dieses durch den Fahrer ausgeführt wird. In Abschnitt 2.3.1 wurde das Fahrerverhalten u.a. bei Ausweichassistentz beleuchtet. Dabei zeigt insbesondere die Arbeit von Kullack et al. (2009), dass durch ein unerwartetes Aufbringen eines Lenkmoments bzw. Lenkradwinkelsprungs ein Gegenlenkreflex ausgelöst werden kann. Dies scheint jedoch nicht der Fall zu sein, wenn der Fahrer den Eingriff erwartet (Isermann et al., 2009). So werden auch Ansätze verfolgt, in denen durch das Lenkmoment die Reaktionsrichtung aktiv angegeben wird (Buschardt, 2003). Die Ergebnisse solcher Untersuchungen zum Fahrerverhalten bei künstlichen Lenkmomenten scheinen somit sehr situations- und fahrerzustandsspezifisch zu sein. An dieser Stelle liefern die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit einen interessanten Ansatzpunkt,

da im weitesten Sinne die Absicht des Fahrers, ein Lenkmanöver auszuführen sowie die Lenkrichtung, unmittelbar vor dessen Ausführung erfasst werden kann. Durch eine Integration dieser Informationen in Assistenzsysteme ist sicherlich eine nachhaltige Verbesserung der warnenden als auch aktiven Funktion von künstlichen Lenkmomenten möglich. Das abschließende Fazit muss wie angedeutet aus zwei Perspektiven – einer neurowissenschaftlichen und ingenieurtechnischen Sichtweise – gezogen werden.

Fazit zur Praxisrelevanz aus neurowissenschaftlicher Perspektive

Mit den vorgestellten Ansätzen und Verfahren zur Auswertung von EEG-Daten konnte gezeigt werden, dass die hirnelektrische Aktivität der motorischen Areale des menschlichen Gehirns auch in realen Fahrmanövern abseits des Labors untersucht werden kann. Somit war es möglich zu überprüfen, welchen Beitrag die neuronalen Prozesse der motorischen Planung und Ausführung zu einer möglichen Fahrmanöverprädiktion leisten können. Die Ergebnisse dieses Ansatzes zeigen, dass zumindest das EEG auch für neurowissenschaftliche Forschung in stark artefaktbelasteten Versuchbedingungen im alltäglichen Umfeld eingesetzt werden kann und auch sollte. So zeigt ein Vergleich der Ergebnisse aus der Simulatorstudie mit denen des Realfahrexperiments, dass selbst für den 'einfachen' Prozess der 'Aufladung' des motorischen Kortex sich Unterschiede in den entsprechenden EEG-Korrelaten ergeben. Eine uneingeschränkte Übertragbarkeit von Ergebnissen aus Fahrsimulationsstudien scheinen vor diesem Hintergrund nur schwer möglich.

Fazit zur Praxisrelevanz aus ingenieurtechnischer Sichtweise

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen eindrucksvoll, wie der Fahrer selbst durch die Messung seiner hirnelektrischen Aktivität zu einer Quelle von Informationen bezüglich seines nächsten Fahrmanövers werden kann. Dieser rein fahrerzentrierte Ansatz liefert so Informationen über zukünftiges Verhalten, die zu diesem Zeitpunkt aus keinen anderen verfügbaren Daten abgeleitet werden können. So kann die Richtung als auch die Ausführung eines Lenkmanövers unmittelbar vor dem Lenkbeginn aus der Hirnaktivität des Fahrers prädiziert werden. Wird zu diesem Zeitpunkt ein automatisches Ausweichmanöver ausgeführt, führt dieser vergleichsweise kleine Zeitgewinn zu einer Steigerung der erreichbaren Ausweichbreite um bis zu 70 cm. Durch den Ansatz dieser Arbeit konnte die Entscheidung des Fahrers zu einer Manöverausführung detektiert und so ein neuer Informationskanal im Fahrzeug geschaffen werden. Aufgrund der Erkennungsraten und der in Abschnitt 2.3.2 formulierten Ansprüche an einen solchen Informationskanal und insbesondere die geltenden rechtlichen Rahmenbedingungen kann jedoch der vorgestellte Ansatz eines BCI zur Lenkmanöverprädiktion nicht sinnvoll in ein aktives Assistenzkonzept integriert werden. Trotz dieser Schlussfolgerung konnte jedoch die Umsetzbarkeit von EEG-basierten Ansätzen zur Fahrerintentionserkennung aufgezeigt werden, die den uralten Traum vom 'Gedankenlesen' nicht mehr als Utopie erscheinen lassen. Die Auswertung und Interpretation von psychophysiologischen Daten des Fahrers werden sicherlich in den nächsten Jahren entscheidend dazu beitragen, dass sich zukünftige Fahrerassistenzsysteme in ihrem Verhalten einem 'intelligenten Beifahrer' nähern.

8 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse und Erkenntnisse aus der vorliegenden Arbeit zusammengefasst. Im Verlauf der Datenanalyse sind an verschiedenen Stellen Überlegungen und Ideen für weitere Forschungsansätze entstanden, die zurückgestellt werden mussten, um die Kernfragestellungen dieser Arbeit beantworten zu können. Im Ausblick dieser Arbeit werden diese zusammengefasst und so die Basis für weitere Forschungsansätze in diesem spannenden interdisziplinären Forschungsfeld gelegt.

8.1 Zusammenfassung

Im Fokus dieser Arbeit standen die Erfassung, Analyse und Interpretation von Veränderungen der hirnelektrischen Aktivität des Fahrers, die mit der Ausführung eines Lenkmanövers einhergehen. Es wurde überprüft, ob eine Detektion der Hirnaktivität prinzipiell im Fahrzeug durch ein EEG möglich ist und ob charakteristische Muster in den messbaren Hirnsignalen für eine Lenkmanöverprädiktion genutzt werden können. Dazu wurde der Ansatz eines Brain-Computer-Interfaces verwendet, um mit den Methoden des Maschinellen Lernens charakteristische Veränderungen in den EEG-Signalen detektieren zu können. Um die EEG-Signale des Fahrers vor einem Lenkmanöver interpretieren zu können, mussten die in diesem Zeitbereich ablaufenden kognitiven Prozesse identifiziert werden. Diese wurden aus der einschlägigen Literatur abgeleitet und grob in Wahrnehmungsprozesse, Prozesse der Entscheidungsfindung und jene zur motorischen Kontrolle bzw. Ausführung unterteilt werden. Basierend auf der neurowissenschaftlichen Literatur wurde die Erfassbarkeit dieser internen Prozesse durch verschiedene Charakteristika des EEG erarbeitet. Aufgrund der Ungerichtetheit der möglichen EEG-Korrelate bezüglich einer Entscheidung, Absicht oder Handlungsplanung des Fahrers wurde ein Exkurs in die muskuläre Aktivität in Fahrmanövern vorgenommen. Dieser Exkurs zeigte für beidhändige Lenkmanöver eine körperseitige Asymmetrie der involvierten Muskelgruppen und lieferte so einen Ansatz zur Lenkmanöverprädiktion durch eine Detektion der vorbereitenden neuronalen Aktivität des motorischen Kortex. Aufbauend auf dieser Erkenntnis wurde das motorische Bereitschaftspotential bzw. dessen lateralisierte Ausprägung (LRP) herangezogen, um die Lenkrichtung aus der motorischen Vorbereitung zu präzisieren. Um die ökologische Validität einer solchen Prädiktion sicherstellen zu können, wurde bei der Analyse der EEG-Daten jedes Experiments besonderes Augenmerk auf die Validität dieses speziellen EEG-Musters gelegt. So wurden moderne Verfahren der computergestützten Neurowissenschaften wie die *Independent Component Analysis* und Methoden zur Quellenmodellierung verwendet, um den neuronalen Ursprung des motorischen Bereitschaftspotentials in allen Experimenten zu validieren.

Beginnend mit einem hochkontrollierten Tastendruckexperiment wurden die Grundlagen für eine Identifikation und Erfassung des LRP gelegt. In den weiteren Untersuchungen konnte dieses Hirnpotential auch vor dem Beginn eines beidhändigen Lenkmanövers in einer Fahr Simulatoruntersuchung als auch in einem Realfahrexperiment über den motorischen Arealen beobachtet werden. In einer abschließenden Analyse der EEG-Daten des realen Spurwechselmanövers war es möglich, aus der Asymmetrie dieses Hirnpotentials die Lenkrichtung bis zu 125 ms vor dem Lenkbeginn mit einer Genauigkeit von ca. 80% vorhersagen zu können. Da es sich bei dem lateralisierten Bereitschaftspotential um die Manifestierung der initialen Muskelansteuerung handelt und dieses nicht stark zwischen den Probanden variiert, konnte dies mit einem universalen Klassifikationsansatz für alle Probanden ohne probandenspezifisches Training erreicht werden. Weiter konnte das Nichtauftreten dieses Potentials über den motorischen Arealen genutzt werden, um das Ausbleiben eines Lenkmanövers zu erkennen. So konnten ca. 80% aller Nichtlenkmanöver in dem untersuchten Ausweichszenario richtig aus den EEG-Daten des Fahrers vorhergesagt werden. Diese Ergebnisse zeigen eindrucksvoll, wie valide Muster in der Hirnaktivität des Fahrers extrahiert werden können, um Teilaspekte der Fahrerabsicht bezüglich seines nächsten Fahrmanövers in Assistenzkonzepte im Fahrzeug einbetten zu können. Damit wird mit dieser Arbeit eine wichtige Erweiterung der Möglichkeiten zur Integration aber auch Untersuchung und Analyse von kognitiven Prozessen des Fahrers vorgelegt.

8.2 Ausblick

Die Interaktion von Menschen mit Technik wird sich durch die Online-Erfassung und -Auswertung psychophysiologischer Daten grundlegend und nachhaltig verändern. Emotionale Interfaces werden Schnittstellen und ganze technische Systeme an kurz- oder mittelfristige emotionale Zustände der Nutzer adaptieren. Ambient-Assisted-Living-Systeme werden ihre Nutzer in Abhängigkeit von ihren Leistungsvoraussetzungen und momentanen Zuständen unterstützen. Automationsstufen werden sich abhängig von der physischen und mentalen Beanspruchung des Menschen anpassen. Durch Brain-Computer-Interfaces werden 'gedankenschnelle' Steuerungen von technischen Systemen möglich. Im Folgenden werden für diese 'gedankenschnellen' Steuerungen Ideen für weitere Forschungsfragestellungen im Kontext der Fahrzeugführung zusammengetragen. Aus der Tatsache heraus, dass es prinzipiell möglich ist, den Ansatz eines EEG-basierenden Brain-Computer-Interfaces für reale Mensch-Technik-Interaktionen einzusetzen zu können, sollten folgende Überlegungen und Ansätze in Zukunft auf deren Informationsgehalt und Praxisrelevanz untersucht werden. Dabei können verschiedene Forschungsansätze zu den Verfahren und Ansätzen dieser Arbeit aber auch zur gesamten Thematik der Fahrer-Fahrzeug-Interaktion formuliert werden.

Forschungsbedarf im konkreten Kontext dieser Arbeit

- Im Rahmen dieser Arbeit wurde zur Lenkmanöverprädiktion mit einem BCI ein einfacher Klassifikator eingesetzt und somit sicherlich nicht die mögliche Bandbreite an Klassifikationsverfahren ausgeschöpft. Es ist zu erwarten, dass mit komplexeren Ansätzen durchaus bessere Ergebnisse zu erzielen sind, da eine generelle Klassifizierbarkeit aufgezeigt werden konnte. Für komplexere Klassifikationsansätze sollte allerdings die Nicht-Stationarität der EEG-Signale berücksichtigt werden.
- Für den zeitlichen Verlauf des Wertes der Diskriminantenfunktion (LDA) konnte ein Sprung beobachtet werden, der in seinem Gipfel eine entsprechende Klassenzuordnung ermöglichte (vgl. Abb. 6.65). In den berechneten Klassifikationsentscheidungen blieb die Information eines sprunghaften Anstiegs jedoch unberücksichtigt. Durch die Ableitung dieses Funktionsverlaufes könnte durchaus der Zeitpunkt der maximalen Prädizierbarkeit weiter vor den Lenkbeginn gelegt werden.
- Zur Detektion eines Nichtlenkmanövers wurde das Ausbleiben der neuronalen Vorbereitung motorischer Prozesse verwendet. In dieser Arbeit war dies praktikabel, da die Probanden keine weiteren Bewegungen (z.B. Gangwechsel) zu diesem Zeitpunkt vorbereiteten. Für eine robustere Erkennung sollten weitere Trainingszeitbereiche als auch weitere EEG-Korrelate überprüft und einbezogen werden.

Forschungsideen im Kontext der Fahrer-Fahrzeug-Interaktion

- In der Analyse der EEG-Daten im Kontext eines Ausweich- bzw. Spurwechselmanövers zeigte sich die besondere Bedeutung der Augenbewegung. So zeigte sich, dass nicht jeder beobachteten Sakkade ein Lenkmanöver folgte, allerdings fast jedem Lenkmanöver eine Sakkade voraus ging. Durch eine Analyse der EEG-Daten gebunden an Sakkaden mit und ohne einer Lenkinitiierung könnten Aspekte eines mentalen 'Go-Signals' untersucht werden.
- Für die Fahrleistungen der Probanden aus dem Realfahrexperiment zeigte sich unter Zeitdruck eine Tendenz zu mehr Fahrfehlern bzw. fehlerhaft und scheinbar ungewollten Lenkmanövern, die nach dem Lenkbeginn korrigiert wurden. In diesem Kontext erscheinen neuronale Indikatoren der subjektiven Bewertung von maschinell- und selbst induzierten Fehlern (z.B. Fehlerpotential) geeignet, um diese mit einem BCI im Fahrzeug zu erkennen. Diese fahrerspezifische Information könnte insbesondere in zeitkritischen Situationen genutzt werden, um die Fahrer-Fahrzeug-Interaktion effizienter und sicherer gestalten zu können.
- Da in dieser Arbeit aufgezeigt werden konnte, dass es möglich ist, spezielle neuronale Prozesse auch in realen Bedingungen weitestgehend isoliert betrachten zu können, wird durch die angeführten neurowissenschaftlichen Methoden das EEG zu einem möglichen Werkzeug zur Beurteilung der zeitlichen Adäquatheit von kognitiven Modellen. Erste Ansätze und Überlegungen zu dieser Thematik sind Welke (2010) und Welke et al. (2011) zu entnehmen.

Literaturverzeichnis

- Brain Products Amplifiers in Comparison*. Brain Products GmbH, 007. Auflage, 2010.
URL www.brainproducts.com.
- Adams, L. D.: Review of the literature on obstacle avoidance maneuvers: braking versus steering. Technischer Bericht UMTRI-94- 19, The University of Michigan, Transportation Research Institute, 1994.
- Allison, B., Graimann, B. und Gräser, A.: Why use a BCI if you are healthy? In: *BRAINPLAY 2007, playing with your brain*. 2007.
- Amari, S. I.: Natural gradient works efficiently in learning. In: *Neural Computation*, Band 10(2):S. 251–276, 1998.
- Ameling, C.: Steigerung der aktiven Sicherheit von Kraftfahrzeugen durch ein Kollisionsvermeidungssystem. In: *Fortschritt Berichte-VDI Verkehrstechnik Fahrzeugtechnik*, Band 12(510), 2002.
- Ary, J. P., Klein, S. A. und Fender, D. H.: Location of sources of evoked scalp potentials: corrections for skull and scalp thicknesses. In: *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, Band 28(6):S. 447–452, 1981.
- Barlow, J. S.: Methods of analysis of nonstationary EEGs, with emphasis on segmentation techniques: a comparative review. In: *Journal of Clinical Neurophysiology*, Band 2(3):S. 267, 1985.
- Barracough, D. J., Conroy, M. L. und Lee, D.: Prefrontal cortex and decision making in a mixed-strategy game. In: *Nature Neuroscience*, Band 7(4):S. 404–410, 2004.
- Barrett, G., Shibasaki, H. und Neshige, R.: Cortical potentials preceding voluntary movement: evidence for three periods of preparation in man. In: *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, Band 63(4):S. 327–339, 1986.
- Basar, E., Basar-Eroglu, C., Karakas, S. und Schürmann, M.: Brain oscillations in perception and memory. In: *International Journal of Psychophysiology*, Band 35(2-3):S. 95–124, 2000.
- Becker, J.: *Informationsfusion in der Mess-und Sensortechnik*, Univ.-Verl. Karlsruhe, S. 219–222. 2006.
- Beckermann, A.: Neuronale Determiniertheit und Freiheit . In: *Willensfreiheit als interdisziplinres Problem. Freiburg i. Br.: Karl Alber*, 2006.

- Behringer, R.: Visuelle Erkennung und Interpretation des Fahrspurverlaufes durch Rechnersehen für ein autonomes Strassenfahrzeug. In: *Fortschritt Berichte-VDI Verkehrstechnik Fahrzeugtechnik*, Band 12(310), 1997.
- Bell, A. J. und Sejnowski, T. J.: An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. In: *Neural computation*, Band 7(6):S. 1129–1159, 1995.
- Berger, H.: Über das Elektroenzephalogramm des Menschen. In: *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, Band 87(1):S. 527–570, 1929.
- Bernotat, R.: Anthropotechnik in der Fahrzeugführung. In: *Ergonomics*, Band 13(3):S. 353–377, 1970.
- Birbaumer, N., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Iversen, I., Kotchoubey, B., Kubler, A., Perelmouter, J., Taub, E. und Flor, H.: A spelling device for the paralysed. In: *Nature*, Band 398(6725):S. 297–298, 1999.
- Birbaumer, N. und Schmidt, R. F.: *Biologische Psychologie*. Springer-Lehrbuch. Springer, Heidelberg, 6. Auflage, 2006.
- Blair, R. C. und Karniski, W.: An alternative method for significance testing of waveform difference potentials. In: *Psychophysiology*, Band 30(5):S. 518–524, 1993.
- Blankertz, B., Curio, G. und Müller, K. R.: Classifying single trial EEG: Towards brain computer interfacing. In: *Advances in neural information processing systems 14*. 2002a, S. 157.
- Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Müller, K.-R. und Curio, G.: The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects. In: *NeuroImage*, Band 37:S. 539–550, 2007.
- Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Mueller, K.-R., Kunzmann, V., Losch, F. und Curio, G.: The Berlin Brain-Computer Interface: EEG-based communication without subject training. In: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Band 14(2):S. 147–152, 2006a.
- Blankertz, B., Dornhege, G., Lemm, S., Krauledat, M., Curio, G. und Müller, K.-R.: The Berlin Brain-Computer Interface: Machine learning based detection of user specific brain states. In: *Journal of Universal Computer Science*, Band 12(6):S. 581–607, 2006b.
- Blankertz, B., Dornhege, G., Schafer, C., Krepki, R., Kohlmorgen, J., Müller, K.-R., Kunzmann, V., Losch, F. und Curio, G.: Boosting bit rates and error detection for the classification of fast-paced motor commands based on single-trial eeg analysis. In: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Band 11:S. 127–131, 2003.

Literaturverzeichnis

- Blankertz, B., Lemm, S., Treder, M. S., Haufe, S. und Müller, K.-R.: Single-trial analysis and classification of ERP components – a tutorial. In: *Neuroimage*, 2010. Im Druck.
- Blankertz, B., Losch, F., Krauledat, M., Dornhege, G., Curio, G. und Müller, K.-R.: The berlin brain-computer interface: Accurate performance from first-session in bci-naive subjects. In: *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Band 55(10):S. 2452–2462, 2008.
- Blankertz, B., Müller, K.-R. und Curio, G.: Neuronale Korrelate von Emotionen bei Mensch-Maschine Interaktion. In: Welke, S., Kolrep, H. und Rötting, M. (Hg.) *Biophysiological Interfaces in der Mensch-Maschine-Interaktion*. Fortschritt-Berichte VDI, 2009, Band 22.
- Blankertz, B., Schäfer, C., Dornhege, G. und Curio, G.: Single trial detection of EEG error potentials: A tool for increasing BCI transmission rates. In: *Artificial Neural Networks ICANN 2002*, S. 138–138, 2002b.
- Blaschke, C., Schmitt, J. und Fäber, B.: Fahrmanöver-Prädiktion über CAN-Bus Daten. In: *Fahrer im 21. Jahrhundert*. 2008, Band 2015, S. 165–177.
- Blatow, M., Nennig, E., Durst, A., Sartor, K. und Stippich, C.: fMRI reflects functional connectivity of human somatosensory cortex. In: *Neuroimage*, Band 37(3):S. 927–936, 2007.
- Blom, J. L. und Anneveldt, M.: An electrode cap tested. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 54(5):S. 591–594, 1982.
- Boecker, H., Dagher, A., Ceballos-Baumann, A. O., Passingham, R. E., Samuel, M., Friston, K. J., Poline, J. B., Dettmers, C., Conrad, B. und Brooks, D. J.: Role of the human rostral supplementary motor area and the basal ganglia in motor sequence control: investigations with h2 15O PET. In: *Journal of Neurophysiology*, Band 79(2):S. 1070–1080, 1998.
- Breuer, B. und Bill, K. H.: *Bremsenhandbuch*. Vieweg+Teubner Verlag, 2006.
- Breuer, J., Gleissner, S., Faulhaber, A. und Frank, P.: Real world safety benefits of brake assistance systems. In: *Proceedings of the 20th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV)*. U. S. Department of Transportation National Highway Traffic Safety Administration, 2007.
- Brodmann, K.: *Vergleichende Lokalisationslehre der Grosshirnrinde : in ihren Principien dargestellt auf Grund des Zellenbaues.*, Band 324. Johann Ambrosius Barth Verlag, Leipzig, 1909.
- Bronzino, J. D.: *The biomedical engineering handbook*. The electrical engineering handbook series. CRC Press [u.a.], Boca Raton, Fla, 1995.
- Brown, C. und Hagoort, P.: The processing nature of the N400: Evidence from masked priming. In: *Journal of Cognitive Neuroscience*, Band 5(1):S. 34–44, 1993.

- Brunia, C.H.M und Bosch, W.E.J Van Den: Movement-related slow potentials. I. A contrast between finger and foot movements in right-handed subjects. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 57(6):S. 515–527, 1984.
- Burckhardt, M.: Reaktionszeiten bei Notbremsvorgängen. In: *Verlag TÜV Rheinland*, 1985.
- Burg, H. und Moser, A.: *Handbuch Verkehrsunfallrekonstruktion: Unfallaufnahme, Fahrdynamik, Simulation*. Springer, 2007.
- Buschardt, B.: *Synthetische Lenkmomente*. Dissertation, Technische Universität Berlin, Zentrum Mensch-Maschine-Systeme, 2003. ZMMS Spektrum Band 16.
- Buzsaki, G.: *Rhythms of the Brain*. Oxford University Press, 2006.
- Buzsaki, G. und Draguhn, A.: Neuronal oscillations in cortical networks. In: *Science*, Band 304(5679):S. 1926, 2004.
- Calton, J. L., Dickinson, A. R. und Snyder, L. H.: Non-spatial, motor-specific activation in posterior parietal cortex. In: *Nature Neuroscience*, Band 5(6):S. 580–588, 2002.
- Cardoso, J. F.: High-order contrasts for independent component analysis. In: *Neural computation*, Band 11(1):S. 157–192, 1999.
- Chatrjian, G. E., Petersen, M. C. und Lazarte, J. A.: The blocking of the rolandic wicket rhythm and some central changes related to movement. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 11(3):S. 497–510, 1959.
- Ciganek, L.: The EEG response (evoked potential) to light stimulus in man. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 13(2):S. 165–172, 1961.
- Cohen, B. A. und Sances, A.: Stationarity of the human electroencephalogram. In: *Medical and Biological Engineering and Computing*, Band 15(5):S. 513–518, 1977.
- Coles, M. G. H.: Modern Mind-Brain Reading: Psychophysiology, Physiology, and Cognition. In: *Psychophysiology*, Band 26(3):S. 251–269, 1989.
- Comon, P.: Independent component analysis, a new concept? In: *Signal Processing*, Band 36(3):S. 287–314, 1994.
- Connors, B. W. und Amitai, Y.: Making Waves in the Neocortex. In: *Neuron*, Band 18(3):S. 347–349, 1997.
- Continental: Der Ausweichassistent von Continental hilft Autofahrern, wenn es beim Bremsen knapp wird. <http://www.themenportal.de/transport/der-ausweichassistent-von-continental-hilft-autofahrern-wenn-es-beim-bremsen-knapp-wird-18183>, 2010. Zuletzt besucht am 28.06.2010.

- Corby, J. C. und Kopell, B. S.: Differential Contributions of Blinks and Vertical Eye Movements as Artifacts in EEG Recording. In: *Psychophysiology*, Band 9(6):S. 640–644, 1972.
- Croft, R. J. und Barry, R. J.: Removal of ocular artifact from the EEG: a review. In: *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, Band 30(1):S. 5–19, 2000.
- Cutrell, E. und Tan, D. S.: BCI for passive input in HCI. In: *Proceedings of the CHI 2008 Workshop*. 2008, Band 8.
- Deecke, L., Lang, W., Beisteiner, R., Uhl, F., Lindinger, G. und Cui, R. Q.: Experiments in movement using DC-EEG, MEG, SPECT and fMRI. In: *Current Progress in Functional Brain Mapping-Science and Applications*, S. 53–60, 1998.
- Deecke, L., Scheid, P. und Kornhuber, H. H.: Distribution of readiness potential, pre-movement positivity, and motor potential of the human cerebral cortex preceding voluntary finger movements. In: *Experimental Brain Research*, Band 7(2):S. 158–168, 1969.
- Delorme, A. und Makeig, S.: EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. In: *Journal of Neuroscience Methods*, Band 134(1):S. 9–21, 2004.
- Delorme, A., Makeig, S. und Sejnowski, T.: Automatic artifact rejection for EEG data using high-order statistics and independent component analysis. In: *International workshop on ICA (San Diego, CA)*. 2001.
- Dobson, V. und Teller, D. Y.: Visual acuity in human infants: A review and comparison of behavioral and electrophysiological studies. In: *Vision Research*, Band 18(11):S. 1469–1483, 1978.
- Donders, F. C.: On the speed of mental processes. In: *Acta Psychologica*, Band 30:S. 412–431, 1969.
- Dornhege, G.: *Increasing Information Transfer Rates for Brain-Computer Interfacing*. Dissertation, University of Potsdam, 2006.
- Doyon, J., Penhune, V. und Ungerleider, L. G.: Distinct contribution of the cortico-striatal and cortico-cerebellar systems to motor skill learning. In: *Neuropsychologia*, Band 41(3):S. 252–262, 2003.
- Duda, R. O., Hart, P. E. und Stork, D. G.: *Pattern Classification (2nd Edition)*. Wiley-Interscience, zweite Auflage, 2000.
- Duncan, J.: Goal weighting and the choice of behaviour in a complex world. In: *Ergonomics*, Band 33(10):S. 1265, 1990.
- Economic Commission for Europe, Inland Transport Committee: Convention on road traffic. 1968.

- Elbert, T., Pantev, C., Wienbruch, C., Rockstroh, B. und Taub, E.: Increased cortical representation of the fingers of the left hand in string players. In: *Science*, Band 270(5234):S. 305, 1995.
- Fahrmeir, L., Pigeot, I. und Tutz, G.: *Statistik: Der Weg zur Datenanalyse*. Springer Berlin, vierte Auflage, 2002.
- Farah, M. J.: *The cognitive neuroscience of vision*. Wiley-Blackwell, 2000.
- Farmer, C. M., Lund, A. K., Trempel, R. E. und Braver, E. R.: Fatal crashes of passenger vehicles before and after adding antilock braking systems. In: *Accident; Analysis and Prevention*, Band 29(6):S. 745–757, 1997.
- Fell, J., Dietl, T., Grunwald, T., Kurthen, M., Klaver, P., Trautner, P., Schaller, C., Elger, C. E und Fernandez, G.: Neural bases of cognitive ERPs: more than phase reset. In: *Journal of cognitive neuroscience*, Band 16(9):S. 1595–1604, 2004.
- Ferrandez, F., Fleury, D. und Lepesant, C.: Analyse typologique des manoeuvres d'urgence. Rapport ONSER. Technischer Bericht, France., 1984.
- Farree, T. C., Luu, P., Russell, G. S. und Tucker, D. M.: Scalp electrode impedance, infection risk, and EEG data quality. In: *Clinical Neurophysiology*, Band 112(3):S. 536–544, 2001.
- Ferrez, P. W. und Millàn, J. del R.: *Error-Related EEG Potentials in Brain-Computer Interfaces*, The MIT Press. 2007.
- Fiala, E.: *Mensch und Fahrzeug*. Vieweg, Wiesbaden, 2006.
- Färber, B.: Erhöhter Fahrernutzen durch Integration von Fahrerassistenz- und Fahrereinformationssystemen. In: *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*, Springer Berlin Heidelberg, S. 141–160. 2005.
- Freymann, R.: Möglichkeiten und Grenzen von Fahrerassistenz- und aktiven Sicherheitssystemen. In: *Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz*. Garching, 2004, S. 1–20.
- Friedman, J. H.: Regularized Discriminant Analysis. In: *Journal of the American Statistical Association*, Band 84(405):S. 165–175, 1989.
- Fritsch, G. und Hitzig, E.: Über die elektrische Erregbarkeit des Grosshirns. In: *Archiv für Anatomie, Physiologie und Wissenschaftliche Medizin*, Band 37:S. 300–332, 1870.
- Fukunaga, K.: *Introduction to Statistical Pattern Recognition*. Elsevier, 1990.
- Gevins, A., Leong, H., Smith, M. E., Le, J. und Du, R.: Mapping cognitive brain function with modern high-resolution electroencephalography. In: *Trends in Neurosciences*, Band 18(10):S. 429–436, 1995.
- Gibson, J. J. und Crooks, L. E.: A theoretical field-analysis of automobile-driving. In: *The American Journal of Psychology*, Band 51(3):S. 453–471, 1938.

- Goncharova, I.: EMG contamination of EEG: spectral and topographical characteristics. In: *Clinical Neurophysiology*, Band 114(9):S. 1580–1593, 2003.
- Goodale, M. A. und Milner, A. D.: Separate visual pathways for perception and action. In: *Trends in Neurosciences*, Band 15(1):S. 20–25, 1992.
- Green, M.: "How Long Does It Take to Stop? "Methodological Analysis of Driver Perception-Brake Times. In: *Transportation Human Factors*, Band 2(3):S. 195–216, 2000.
- Groeger, J. A.: *Understanding driving: Applying cognitive psychology to a complex everyday task*. Routledge, 2000.
- Hackley, S. A. und Miller, J.: Response complexity and precue interval effects on the lateralized readiness potential. In: *Psychophysiology*, Band 32(3):S. 230–241, 1995.
- Halder, S., Bensch, M., Mellinger, J., Bogdan, M., Kübler, A., Birbaumer, N. und Rosenstiel, W.: Online Artifact Removal for Brain-Computer Interfaces Using Support Vector Machines and Blind Source Separation. In: *Computational Intelligence and Neuroscience*, Band 2007:S. 1–11, 2007.
- Henning, M.: *Preparation for lane change manoeuvres: Behavioural indicators and underlying cognitive processes*. Dissertation, Technische Universität Chemnitz, 2010.
- Hinterberger, T., Kübler, A., Kaiser, J., Neumann, N. und Birbaumer, N.: A brain-computer interface (BCI) for the locked-in: comparison of different EEG classifications for the thought translation device. In: *Clinical Neurophysiology*, Band 114:S. 416–425, 2003.
- Hämäläinen, M., Hari, R., Ilmoniemi, R. J., Knuutila, J. und Lounasmaa, O. V.: Magnetoencephalography - theory, instrumentation, and applications to noninvasive studies of the working human brain. In: *Reviews of Modern Physics*, Band 65(2):S. 413–497, 1993.
- Hoffmann, J.: *Das Darmstädter Verfahren EVITA zum Testen und Bewerten von Frontalkollisionsgegenmaßnahmen*. Dissertation, Technische Universität Darmstadt, 2008.
- Hollnagel, E., Naabo, A. und Lau, I. V.: A systemic model for driver-in-control. In: *Second International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design*. 2003.
- Horwitz, B., Friston, K. J. und Taylor, J. G.: Neural modeling and functional brain imaging: an overview. In: *Neural Networks*, Band 13(8-9):S. 829–846, 2000.
- Hwang, E. J. und Andersen, R. A.: Brain control of movement execution onset using local field potentials in posterior parietal cortex. In: *Journal of Neuroscience*, Band 29(45):S. 14363–14370, 2009.

- Hyvärinen, A.: Fast and robust Fixed-Point algorithms for independent component analysis. In: *IEEE Transactions on Neural Networks*, Band 10(3):S. 626–634, 1999.
- Hyvärinen, A. und Oja, E.: Independent component analysis: algorithms and applications. In: *Neural Networks*, Band 13(4-5):S. 411–430, 2000.
- Ikeda, A., Lüders, H. O., Burgess, R. C. und Shibasaki, H.: Movement-related potentials recorded from supplementary motor area and primary motor area: role of supplementary motor area in voluntary movements. In: *Brain*, Band 115(4):S. 1017–1043, 1992.
- Ikeda, A., Lüders, H. O., Collura, T. F., Burgess, R. C., Morris, H. H., Hamano, T. und Shibasaki, H.: Subdural potentials at orbitofrontal and mesial prefrontal areas accompanying anticipation and decision making in humans: a comparison with Bereitschaftspotential. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 98(3):S. 206–212, 1996.
- Isermann, R.: *Fahrdynamik-Regelung*, Band 1. 2006.
- Isermann, R., Bender, E., Bruder, R., Darms, M., Schorn, M., Stählin, U. und Winner, H.: Antikollisionssystem PRORETA - Integrierte Lösung für ein unfallvermeidendes Fahrzeug. In: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*, Winner, H. and Hakuli, S. and Wolf, G., S. 632–646. 2009.
- Jackson, J. E.: *A user's guide to principal components*. Wiley series in probability and mathematical statistics : Applied probability and statistics. Wiley, New York u.a, 1991.
- Jacobs, J., Hwang, G., Curran, T. und Kahana, M. J.: EEG oscillations and recognition memory: theta correlates of memory retrieval and decision making. In: *NeuroImage*, Band 32(2):S. 978–987, 2006.
- Jasper, H. H.: The ten-twenty electrode system of the International Federation. Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography: 1957. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 10(2):S. 370–375, 1958.
- Johansson, G. und Rumar, K.: Drivers brake reaction times. In: *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, Band 13:S. 23–27, 1971.
- Jonsson, S. und Jonsson, B.: Function of the muscles of the upper limb in car driving. In: *Ergonomics*, Band 18(4):S. 375–388, 1975a.
- Jonsson, S. und Jonsson, B.: Function of the muscles of the upper limb in car driving IV: the pectoralis major, serratus anterior and latissimus dorsi muscles. In: *Ergonomics*, Band 18(6):S. 643–649, 1975b.
- Jonsson, S. und Jonsson, B.: Function of the muscles of the upper limb in car driving v: The supraspinatus, infraspinatus, teres minor and teres major muscles. In: *Ergonomics*, Band 19(6):S. 711–717, 1976.

- Jorge, M. und Hull, M. L.: Analysis of EMG measurements during bicycle pedalling. In: *Journal of Biomechanics*, Band 19(9):S. 683–694, 1986.
- Joyce, C. A., Gorodnitsky, I. F. und Kutas, M.: Automatic removal of eye movement and blink artifacts from EEG data using blind component separation. In: *Psychophysiology*, Band 41(2):S. 313–325, 2004.
- Jürgensohn, T. und Timpe, K.-P.: *Kraftfahrzeugführung*. Springer, 2001.
- Juchem, D.: Mercedes lernt das automatische Ausweichen. In: *WELT ONLINE*, 2009. Zuletzt besucht am 28.12.2010, URL <http://www.welt.de/motor/article4133585/Mercedes-lernt-das-automatische-Ausweichen.html>.
- Jung, T. P., Humphries, C., Lee, T. W., Makeig, S., McKeown, M. J., Iragui, V. und Sejnowski, T. J.: Extended ICA removes artifacts from electroencephalographic recordings. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*, Band 10:S. 894–900, 1998.
- Jung, T. P., Makeig, S., Humphries, C., Lee, T. W., Mckeown, M. J., Iragui, V. und Sejnowski, T. J.: Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. In: *Psychophysiology*, Band 37(02):S. 163–178, 2000.
- Jung, T. P., Makeig, S., McKeown, M. J., Bell, A. J., Lee, T. W. und Sejnowski, T. J.: Imaging Brain Dynamics Using Independent Component Analysis. In: *Proceedings of the IEEE*, Band 89(7):S. 1107–1122, 2001.
- Jutten, C. und Herault, J.: Blind separation of sources, part i: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. In: *Signal Processing*, Band 24(1):S. 1–10, 1991.
- Karhunen, J., Wang, L. und Vigario, R. N.: Nonlinear PCA type approaches for source separation and independent component analysis. In: *Proc. 1995 IEEE Int. Conf. on Neural Networks, Perth, Australia*. 1995, S. 995–1000.
- Kavanagh, R. N., Darcey, T. M., Lehmann, D. und Fender, D. H.: Evaluation of methods for three-dimensional localization of electrical sources in the human brain. In: *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, Band 25(5):S. 421–429, 1978.
- Kawabata, N.: A nonstationary analysis of the electroencephalogram. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, S. 444–452, 1973.
- Kellner, C.: 12 . DVR-Forum Sicherheit und Mobilität München, Fahrerassistenzsysteme - Innovationen im Dienste der Sicherheit. Technischer Bericht, Deutscher Verkehrssicherheitsrat e. V., 2006.
- Kemeny, A. und Panerai, F.: Evaluating perception in driving simulation experiments. In: *Trends in Cognitive Sciences*, Band 7(1):S. 31–37, 2003.

- Kennerley, S. W., Walton, M. E., Behrens, T. E. J., Buckley, M. J. und Rushworth, M. F. S.: Optimal decision making and the anterior cingulate cortex. In: *Nature Neuroscience*, Band 9(7):S. 940–947, 2006.
- Kiencke, U. und Daifl, A.: Observation of lateral vehicle dynamics. In: *Control Engineering Practice*, Band 5(8):S. 1145–1150, 1997.
- Kiesewetter, W., Klinkner, W., Reichelt, W. und Steiner, M.: Der neue brake assist von Mercedes-Benz: aktive fahrerunterstützung in notsituationen. In: *ATZ. Automobiltechnische Zeitschrift*, Band 99(6):S. 330–339, 1997.
- Kim, J.-N. und Shadlen, M. N.: Neural correlates of a decision in the dorsolateral prefrontal cortex of the macaque. In: *Nat Neurosci*, Band 2(2):S. 176–185, 1999.
- Kim, S. G., Ashe, J., Hendrich, K., Ellermann, J. M., Merkle, H., Ugurbil, K. und Georgopoulos, A. P.: Functional magnetic resonance imaging of motor cortex: hemispheric asymmetry and handedness. In: *Science*, Band 261(5121):S. 615, 1993.
- Kirschstein, T.: Wie entsteht das EEG? In: *Das Neurophysiologie-Labor*, Band 30(1):S. 29–37, 2008.
- Klimesch, W.: EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. In: *Brain Research Reviews*, Band 29(2-3):S. 169–195, 1999.
- Kolasinski, E. M., Goldberg, S. L. und Miller, J. H.: *Simulator sickness in virtual environments*. Alexandria, VA: U.S. Army Research Institute for the Behavioral and Social Sciences, 1995.
- Kompaß, K.: Fahrerassistenzsysteme der Zukunft - auf dem Weg zum autonomen Pkw? In: *Forschung für das Auto von Morgen*, Springer Berlin Heidelberg, S. 261–285. 2008.
- Kopf, M.: Was nützt es dem Fahrer, wenn Fahrerinformationen und -assistenzsysteme etwas über ihn wissen? In: *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*, Springer Berlin Heidelberg, S. 117–139. 2005.
- Kornhuber, H. H. und Deecke, L.: Hirnpotentialänderungen bei Willkürbewegungen und passiven Bewegungen des Menschen: Bereitschaftspotential und reafferente Potentiale. In: *Pflügers Archiv European Journal of Physiology*, Band 284(1):S. 1–17, 1965.
- Kothe, C.: *Design and Implementation of a Research Brain-Computer Interface*. Diplomarbeit, Technische Universität Berlin, 2009.
- Krauledat, M.: *Analysis of Nonstationarities in EEG Signals for Improving Brain Computer Interface Performance*. Dissertation, Technische Universität Berlin, 2008.
- Krauledat, M., Dornhege, G., Blankertz, B., Curio, G. und Müller, K.-R.: The berlin brain-computer interface for rapid response. In: *Biomed. Tech*, Band 49(1):S. 61–62, 2004a.

- Krauledat, M., Dornhege, G., Blankertz, B., Losch, F., Curio, G. und Müller, K.-R.: Improving speed and accuracy of brain-computer interfaces using readiness potential features. In: *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.*, Band 6:S. 4511–4515, 2004b.
- Kroemer, K. H. E.: Foot operation of controls. In: *Ergonomics*, Band 14(3):S. 333, 1971.
- Krusienski, D. J., Sellers, E. W., Cabestaing, F., Bayouth, S., McFarland, D. J., Vaughan, T. M. und Wolpaw, J. R.: A comparison of classification techniques for the P300 Speller. In: *Journal of Neural Engineering*, Band 3:S. 299–305, 2006.
- Kullack, A., Ehrenpfordt, I. und Eggert, F.: ReflektAS - Ein verhaltensbasiertes Assistenzsystem zur Querführung. In: *8. Berliner Werkstatt - Mensch-Maschine-Systeme, Der Mensch im Mittelpunkt technischer Systeme*. 2009, S. 208–213.
- Lancaster, J. L., Rainey, L. H., Summerlin, J. L., Freitas, C. S., Fox, P. T., Evans, A. C., Toga, A. W. und Mazziotta, J. C.: Automated labeling of the human brain: a preliminary report on the development and evaluation of a forward-transform method. In: *Human Brain Mapping*, Band 5(4):S. 238–242, 1997.
- Lancaster, J. L., Woldorff, M. G., Parsons, L. M., Liotti, M., Freitas, C. S., Rainey, L., Kochunov, P. V., Nickerson, D., Mikiten, S. A. und Fox, P. T.: Automated Talairach atlas labels for functional brain mapping. In: *Human Brain Mapping*, Band 10(3):S. 120–131, 2000.
- Land, M. F. und Lee, D. N.: Where we look when we steer. In: *Nature*, Band 369(6483):S. 742–744, 1994.
- Langwieder, K., Gwehenberger, J., Hummel, T. und Bende, J.: Benefit potential of ESP in real accident situations involving cars and trucks. In: *Proceedings of the 18th ESV Conference, Nagoya, Japan*. 2003.
- Lechner, D. und Malaterre, G.: Emergency maneuver experimentation using a driving simulator. In: *Autotechnologies 5th Conference and Exposition*, (SAE 910016), 1991.
- Lee, T. W., Girolami, M. und Sejnowski, T. J.: Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed subgaussian and supergaussian sources. In: *Neural computation*, Band 11(2):S. 417–441, 1999.
- Lehmann, D.: EEG assessment of brain activity: Spatial aspects, segmentation and imaging. In: *International Journal of Psychophysiology*, Band 1(3):S. 267–276, 1984.
- Lemm, S.: *Single trial analyses of encephalogram data*. Dissertation, Technische Universität Berlin, Institut für Softwaretechnik und Theoretische Informatik, 2007.
- Lemm, S., Dickhaus, T., Blankertz, B. und Müller, K.-R.: Machine Learning and Pattern Recognition in Computational Neuroscience - a Review. In: *NeuroImage*, 2011. In press.

- Leocani, L., Toro, C., Manganotti, P., Zhuang, P. und Hallett, M.: Event-related coherence and event-related desynchronization/synchronization in the 10 Hz and 20 Hz EEG during self-paced movements. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology/Evoked Potentials Section*, Band 104(3):S. 199–206, 1997.
- Lethaus, F. und Rataj, J.: Können Blickbewegungen Fahrmanöver vorhersagen? In: *45. Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychologie*. 2006.
- LeVan, P., Urrestarazu, E. und Gotman, J.: A system for automatic artifact removal in ictal scalp EEG based on independent component analysis and bayesian classification. In: *Clinical Neurophysiology*, Band 117(4):S. 912–927, 2006.
- Leyton, A. S. F. und Sherrington, C. S.: Observations on the excitable cortex of the chimpanzee, orang-utan, and gorilla. In: *Experimental Physiology*, Band 11(2):S. 135–222, 1917.
- Li, Y., Powers, D. und Peach, J.: Comparison of blind source separation algorithms. In: *Advances in Neural Networks and Applications*, S. 18–21, 2000.
- Libet, B.: Unconscious cerebral initiative and the role of conscious will in voluntary action. In: *Behavioral and brain sciences*, Band 8(04):S. 529–539, 1985.
- Limpert, R. und Gamero, F. E.: The accident avoidance potential of the motor vehicle: Accident data, vehicle handling and safety standards. In: *Proceedings of the Third International Congress on Automotive Safety*. 1974, Band 11.
- Linkenkaer-Hansen, K., Nikouline, V. V., Palva, J. M. und Ilmoniemi, R. J.: Long-range temporal correlations and scaling behavior in human brain oscillations. In: *Journal of Neuroscience*, Band 21(4):S. 1370, 2001.
- Llinas, R. R.: The intrinsic electrophysiological properties of mammalian neurons: insights into central nervous system function. In: *Science*, Band 242(4886):S. 1654–1664, 1988.
- Llinas, R. R., Grace, A. A. und Yarom, Y.: In vitro neurons in mammalian cortical layer 4 exhibit intrinsic oscillatory activity in the 10- to 50-Hz frequency range. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, Band 88(3):S. 897–901, 1991.
- Lopes da Silva, F. H.: Neural mechanisms underlying brain waves: from neural membranes to networks. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 79(2):S. 81–93, 1991.
- Lopes da Silva, F. H., Gonalves, S. I., De Munck, J. C. und Squire, L. R.: Electroencephalography (EEG). In: *Encyclopedia of Neuroscience*, Academic Press, Oxford, S. 849–855. 2009.
- Love, R. J., Webb, W. G., Kirshner, H. S., Halliburton, D. B. und Gross, P.: *Neurology for the speech-language pathologist*. Butterworth-Heinemann, 1996.

Literaturverzeichnis

- Luczak, H.: *Arbeitswissenschaft*. Springer-Lehrbuch. Springer, Berlin [u.a.], zweite Auflage, 1998.
- Luppino, G., Matelli, M., Camarda, R. und Rizzolatti, G.: Corticocortical connections of area f3 (SMA-proper) and area f6 (pre-SMA) in the macaque monkey. In: *The Journal of Comparative Neurology*, Band 338(1):S. 114–140, 2004.
- Maier, J., Dagnelie, G., Spekreijse, H. und van Dijk, B. W.: Principal components analysis for source localization of VEPs in man. In: *Vision Research*, Band 27(2):S. 165–177, 1987.
- Makeig, S.: Auditory event-related dynamics of the EEG spectrum and effects of exposure to tones. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 86(4):S. 283–293, 1993.
- Makeig, S., Bell, A. J., Jung, T. P. und Sejnowski, T. J.: Independent component analysis of electroencephalographic data. In: *Advances in neural information processing systems*, Band 8:S. 145–151, 1996.
- Makeig, S., Debener, S., Onton, J. und Delorme, A.: Mining event-related brain dynamics. In: *Trends in Cognitive Sciences*, Band 8(5):S. 204–210, 2004a.
- Makeig, S., Delorme, A., Westerfield, M., Jung, T. P., Townsend, J., Courchesne, E. und Sejnowski, T. J.: Electroencephalographic brain dynamics following visual targets requiring manual responses. In: *PLoS Biology*, Band 2:S. 747–762, 2004b.
- Makeig, S., Gramann, K., Jung, T. P., Sejnowski, T. J. und Poizner, H.: Linking brain, mind and behavior. In: *International Journal of Psychophysiology*, Band 73(2):S. 95–100, 2009.
- Makeig, S. und Onton, J.: *ERP features and EEG dynamics: An ICA perspective*. Cite-seer, 2009.
- Makeig, S. und Onton, J.: Emotional BCI: Communicating emotion via EEG dynamics. In: *4. International BCI Meeting 2010*. 2010.
- Makeig, S., Westerfield, M., Jung, T. P., Enghoff, S., Townsend, J., Courchesne, E. und Sejnowski, T. J.: Dynamic brain sources of visual evoked responses. In: *Science*, Band 295(5555):S. 690, 2002.
- Malaterre, G., Ferrandez, F., Fleury, D. und Lechner, D.: Decision making in emergency situations. In: *Ergonomics*, Band 31(4):S. 643–655, 1988.
- Mandalia, H. M. und Salvucci, D. D.: Using support vector machines for lane-change detection. In: *Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting Proceedings*. 2005, Band 49, S. 1965–1969.

- Mannale, D. I. R., Hohm, A., Schmitt, D. W. I. K., Isermann, R. und Winner, H.: Ansatzpunkte für ein System zur Fahrerassistenz in Überholsituationen. In: *Aktive Sicherheit durch FAS*, 2008.
- Marois, R.: The cortical basis of motor planning: does it take two to tango? In: *Nature Neuroscience*, Band 5(12):S. 1254–1255, 2002.
- Marsden, J. F., Werhahn, K. J., Ashby, P., Rothwell, J., Noachtar, S. und Brown, P.: Organization of Cortical Activities Related to Movement in Humans. In: *Journal of Neuroscience*, Band 20(6):S. 2307–2314, 2000.
- Masaki, H., Wild-Wall, N., Sangals, J. und Sommer, W.: The functional locus of the lateralized readiness potential. In: *Psychophysiology*, Band 41(2):S. 220–230, 2004.
- Matsugaura, S., Nishimura, H., Omae, M. und Shimizu, H.: Development of a driver-monitoring vehicle based on an ultra small electric vehicle. In: *Journal of Asian Electric Vehicles*, Band 3(2):S. 757–762, 2005.
- Mattes, S.: The lane-change-task as a tool for driver distraction evaluation. In: Stras-ser, H., Kluth, K., Rausch, H. und Bubbs, H. (Hg.) *Quality of work and products in enterprises of the future*. 2003, S. 75–60.
- McClelland, J. L.: On the time relations of mental processes: An examination of systems of processes in cascade. In: *Psychological Review*, Band 86(4):S. 287–330, 1979.
- McClelland, J. L. und Rumelhart, D. E.: *Parallel distributed processing, Vol. 2: Psychological and biological models*. The MIT Press, 1987.
- McGehee, D. V., Youland, R., Boer, E. R., Anton, D. C., Meyers, A. und Manser, M. M.: The use of EMG and video to decompose driver crash avoidance and bracing response. In: *4th Driving Simulator Conference*. 2007.
- Meyer, D. E., Osman, A. M., Irwin, D. E. und Yantis, S.: Modern mental chronometry. In: *Biological Psychology*, Band 26(1-3):S. 3–67, 1988.
- Michel, C. M., Murray, M. M., Lantz, G., Gonzalez, S., Spinelli, L. und Grave de Peralta, R.: EEG source imaging. In: *Clinical Neurophysiology*, Band 115(10):S. 2195–2222, 2004.
- Michon, J. A.: A critical view of driver behavior models: What do we know, what should we do. In: *Human behavior and traffic safety*, S. 485–520, 1985.
- Mishkin, M., Ungerleider, L. G. und Macko, K. A.: Object vision and spatial vision: two cortical pathways. In: *Trends in Neurosciences*, Band 6:S. 414–417, 1983.
- Müller, J.: Werden wir Autos noch selbst lenken? In: *Die Zeit*, Band 2, 2003.
- Müller, K.-R., Anderson, C. W. und Birch, G. E.: Linear and nonlinear methods for brain-computer interfaces. In: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Band 11(2):S. 165–169, 2003.

- Müller, K.-R. und Blankertz, B.: Toward non-invasive brain-computer interfaces. In: *IEEE Signal Processing Magazine*, Band 23(5):S. 125–128, 2006.
- Müller, K.-R., Krauledat, M., Dornhege, G., Curio, G. und Blankertz, B.: Machine learning techniques for brain-computer interfaces. In: *Biomed. Tech*, Band 49:S. 11–22, 2004.
- Müller, K.-R., Krauledat, M., Dornhege, G., Curio, G. und Blankertz, B.: Machine learning and applications for Brain-Computer interfacing. In: *Human Interface and the Management of Information. Methods, Techniques and Tools in Information Design*, Springer Berlin / Heidelberg, S. 705–714. 2007.
- Müller, K.-R., Tangermann, M., Dornhege, G., Krauledat, M., Curio, G. und Blankertz, B.: Machine learning for real-time single-trial EEG-analysis: From brain-computer interfacing to mental state monitoring. In: *Journal of Neuroscience Methods*, Band 167(1):S. 82–90, 2008.
- Müller, M. M., Gruber, T. und Keil, A.: Modulation of induced gamma band activity in the human EEG by attention and visual information processing. In: *International Journal of Psychophysiology*, Band 38(3):S. 283–299, 2000.
- Müller-Putz, G. R., Scherer, R., Brunner, C., Leeb, R. und Pfurtscheller, G.: Better than random? A closer look on BCI results. In: *International Journal of Bioelectromagnetism*, Band 10(1):S. 52–55, 2008.
- Muellbacher, W., Ziemann, U., Wissel, J., Dang, N., Kofler, M., Facchini, S., Boroojerdi, B., Poewe, W. und Hallett, M.: Early consolidation in human primary motor cortex. In: *Nature*, Band 415(6872):S. 640–644, 2002.
- Mulholland, T.: Human EEG, behavioral stillness and biofeedback. In: *International Journal of Psychophysiology*, Band 19(3):S. 263–279, 1995.
- Nagel, H.-H. und Arens, M.: Innervation des automobils und formale logik. In: Maurer, M. und Stiller, C. (Hg.) *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung*, Springer-Verlag, S. 89–116. 2005.
- Neshige, R., Lders, H., Friedman, L. und Shibasaki, H.: Recording of movement-related potentials from the human cortex. In: *Annals of Neurology*, Band 24(3):S. 439–445, 1988.
- Nickel, M. und Hugemann, W.: *Längs-und Querbeseleunigungen im Alltagsverkehr*. EVU Conference, Zürich, 5./6. September 2003, 2003.
- Nijholt, A.: BCI for Games: A State of the Art Survey. In: *Entertainment Computing-ICEC 2008*, S. 225–228, 2008.
- Näätänen, R. und Summala, H.: A model for the role of motivational factors in drivers' decision-making. In: *Accident Analysis & Prevention*, Band 6(3-4):S. 243–261, 1974.

- Nunez, P. L., Silberstein, R. B., Cadusch, P. J., Wijesinghe, R. S., Westdorp, A. F. und Srinivasan, R.: A theoretical and experimental study of high resolution EEG based on surface laplacians and cortical imaging. In: *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Band 90(1):S. 40–57, 1994.
- Odom, J. V., Bach, M., Barber, C., Brigell, M., Marmor, M. F., Tormene, A. P. und Holder, G. E.: Visual evoked potentials standard (2004). In: *Documenta ophthalmologica*, Band 108(2):S. 115–123, 2004.
- Oja, E.: The nonlinear PCA learning rule in independent component analysis. In: *Neurocomputing*, Band 17(1):S. 25–45, 1997.
- Onton, J., Westerfield, M., Townsend, J. und Makeig, S.: Imaging human EEG dynamics using independent component analysis. In: *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, Band 30(6):S. 808–822, 2006.
- Oostendorp, T. F. und van Oosterom, A.: Source parameter estimation in inhomogeneous volume conductors of arbitrary shape. In: *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, Band 36(3):S. 382–391, 1989.
- Otte, A. und Halsband, U.: Brain imaging tools in neurosciences. In: *Journal of Physiology*, Band 99(4-6):S. 281–292, 2006.
- Panerai, F., Droulez, J., Kelada, J. M., Kemeny, A., Balligand, E. und Favre, B.: Speed and safety distance control in truck driving: comparison of simulation and real-world environment. In: *Proceedings of driving simulation conference*. 2001, S. 91–107.
- Paulus, M. P.: Neurobiology of decision-making: quo vadis? In: *Cognitive Brain Research*, Band 23(1):S. 2–10, 2005.
- Penfield, W.: The supplementary motor area in the cerebral cortex of man. In: *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, Band 185(6):S. 670–674, 1950.
- Penfield, W. und Boldrey, E.: Somatic motor and sensory representation in the cerebral cortex of man as studied by electrical stimulation. In: *Brain*, Band 60(4):S. 389–443, 1937.
- Peters, B. O., Pfurtscheller, G. und Flyvbjerg, H.: Automatic differentiation of multichannel EEG signals. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Band 48(1):S. 111–116, 2001.
- Pfurtscheller, G.: Central beta rhythm during sensorimotor activities in man. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 51(3):S. 253–264, 1981.
- Pfurtscheller, G.: Functional brain imaging based on ERD/ERS. In: *Vision Research*, Band 41(10-11):S. 1257–1260, 2001.

- Pfurtscheller, G., Allison, B. Z., Brunner, C., Bauernfeind, G., Solis-Escalante, T., Scherer, R., Zander, T. O., Mueller-Putz, G., Neuper, C. und Birbaumer, N.: The hybrid BCI. In: *Frontiers in Neuroscience*, Band 2(3):S. 1–11, 2010.
- Pfurtscheller, G. und Aranibar, A.: Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 42(6):S. 817–26, 1977.
- Pfurtscheller, G. und Berghold, A.: Patterns of cortical activation during planning of voluntary movement. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 72(3):S. 250–258, 1989.
- Pfurtscheller, G. und Lopes da Silva, F.H.: Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. In: *Clinical Neurophysiology*, Band 110(11):S. 1842–1857, 1999.
- Pfurtscheller, G. und Neuper, C.: Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. In: *Neuroscience Letters*, Band 239(2-3):S. 65–68, 1997.
- Pfurtscheller, G., Neuper, C. und Mohl, W.: Event-related desynchronization (ERD) during visual processing. In: *International Journal of Psychophysiology*, Band 16(2-3):S. 147–153, 1994.
- Pfurtscheller, G., Neuper, C., Muller, G. R., Obermaier, B., Krausz, G., Schlogl, A., Scherer, R., Graimann, B., Keinrath, C. und Skliris, D.: Graz-BCI: state of the art and clinical applications. In: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Band 11:S. 1–4, 2003.
- Pick, A. J. und Cole, D. J.: Neuromuscular dynamics and the vehicle steering task. In: *The dynamics of vehicles on roads and on tracks: proceedings of the 18th IAVSD Symposium held in Kanagawa, Japan, August 24-30*. 2003, Band 41, S. 182–191.
- Pick, A. J. und Cole, D. J.: Measurement of driver steering torque using electromyography. In: *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Band 128(4):S. 960–968, 2006.
- Picton, T. W., Bentin, S., Berg, P., Donchin, E., Hillyard, S. A., Johnson, R., Miller, G. A., Ritter, W., Ruchkin, D. S., Rugg, M. D. et al.: Guidelines for using human event-related potentials to study cognition: Recording standards and publication criteria. In: *Psychophysiology*, Band 37(02):S. 127–152, 2000.
- Picton, T. W. und Hillyard, S. A.: Cephalic skin potentials in electroencephalography. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 33(4):S. 419–424, 1972.
- Plank, M., Müller, H., Onton, J., Makeig, S. und Gramann, K.: Human EEG Correlates of Spatial Navigation within Egocentric and Allocentric Reference Frames. In: *Spatial Cognition VII*, S. 191–206, 2010.

- Platt, M. L.: Neural correlates of decisions. In: *Current Opinion in Neurobiology*, Band 12(2):S. 141–148, 2002.
- Platt, M. L. und Glimcher, P. W.: Neural correlates of decision variables in parietal cortex. In: *Nature*, Band 400(6741):S. 233–238, 1999.
- Posner, M. I.: Timing the Brain: Mental Chronometry as a Tool in Neuroscience. In: *PLoS Biology*, Band 3(2):S. e51, 2005.
- Press, W. A., Brewer, A. A., Dougherty, R. F., Wade, A. R. und Wandell, B. A.: Visual areas and spatial summation in human visual cortex. In: *Vision Research*, Band 41(10-11):S. 1321–1332, 2001.
- Ranney, T. A.: Models of driving behavior: A review of their evolution. In: *Accident Analysis & Prevention*, Band 26(6):S. 733–750, 1994.
- Renz, M.: *Einsatz von Brain-Computer-Interfaces im Fahrzeug - Analyse kognitiver Prozesse beim Ausweichmanöver*. Masterarbeit, Technische Universität Berlin, Fachgebiet Mensch-Maschine-Systeme, 2010.
- Reymond, G., Kemeny, A., Droulez, J. und Berthoz, A.: Role of lateral acceleration in curve driving: Driver model and experiments on a real vehicle and a driving simulator. In: *Human Factors*, Band 43(3):S. 483, 2001.
- Risch, M. R.: Der Kamm'sche Kreis bei radgetriebenen Fahrzeugen. In: *Praxis der Naturwissenschaften Physik*, Band 5/51:S. 7–12, 2002.
- Rose, A.: *Unterschiede physiologischer Indikatoren des Fahrerzustandes zwischen Realfahrt und Simulatorfahrt*. Dissertation, Technische Universität Berlin, 2006.
- Rötting, M., Zander, T., Trösterer, S. und Dzaack, J.: Implicit interaction in multimodal human-machine systems. In: *Industrial Engineering and Ergonomics*, S. 523–536, 2009.
- Rumar, K.: The role of perceptual and cognitive filters in observed behavior. In: *Human behavior and traffic safety*, S. 151–165, 1985.
- Rushworth, M. F. S., Walton, M. E., Kennerley, S. W. und Bannerman, D. M.: Action sets and decisions in the medial frontal cortex. In: *TRENDS in Cognitive Sciences*, Band 8(9), 2004.
- Russo, F. Di, Martinez, A., Sereno, M. .I, Pitzalis, S. und Hillyard, S. A.: Cortical sources of the early components of the visual evoked potential. In: *Human Brain Mapping*, Band 15(2):S. 95–111, 2002.
- Salvucci, D. D., Boer, E. R. und Liu, A.: Toward an integrated model of driver behavior in cognitive architecture. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Band 1779(-1):S. 9–16, 2001a.

- Salvucci, D.D., Liu, A. und Boer, E.R.: Control and monitoring during lane changes. In: *Vision in Vehicles 9*. Citeseer, 2001b, Band 9.
- Sanei, S. und Chambers, J.: *EEG signal processing*. Wiley-Interscience, 2007.
- Sanes, J. N. und Donoghue, J. P.: Plasticity and primary motor cortex. In: *Annual Review of Neuroscience*, Band 23(1):S. 393–415, 2000.
- Sattel, T., Hesse, T. und Sondermann-Wölke, C.: Automatisches Ausweichen in dynamischer Umgebung für Fahrerassistenzsysteme zur Kollisionsvermeidung. In: *Tagung aktive Sicherheit*. 2008.
- Schall, J. D.: Neural basis of deciding, choosing and acting. In: *Nature Reviews Neuroscience*, Band 2(1):S. 33–42, 2001.
- Schall, J. D.: Neural correlates of decision processes: neural and mental chronometry. In: *Current Opinion in Neurobiology*, Band 13(2):S. 182–186, 2003.
- Schandry, R.: *Lehrbuch der Psychophysiologie: körperliche Indikatoren psychischen Geschehens*. Beltz, Psychologie Verlags Union, Weinheim, Studienausgabe Auflage, 1998.
- Scherberger, H., Jarvis, M. R. und Andersen, R. A.: Cortical local field potential encodes movement intentions in the posterior parietal cortex. In: *Neuron*, Band 46(2):S. 347–354, 2005.
- Scherg, M.: Fundamentals of dipole source potential analysis. In: *Auditory evoked magnetic fields and electric potentials. Advances in audiology*, Band 5:S. 40–69, 1990.
- Scheuer, A. und Fraichard, T.: Continuous-Curvature path planning for multiple Car-Like vehicles. In: *Proceedings of the IEEE-RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Grenoble, France*, Band 2:S. 997–1003, 1997.
- Schiller, P. H.: On the specificity of neurons and visual areas. In: *Behavioural Brain Research*, Band 76(1-2):S. 21–35, 1996.
- Schimmelpfennig, K. H. und Nackenhorst, U.: Bedeutung der Querbesehleunigung in der Verkehrsunfallrekonstruktion - Sicherheitsgrenze des Normalfahrers. In: *Verkehrsunfall und Fahrzeugtechnik*, Band 23, 1985.
- Schmidt, R. F. und Birbaumer, N.: *Neuro- und Sinnesphysiologie*. Springer-Lehrbuch. Springer, Berlin [u.a.], dritte Auflage, 1998.
- Schmitt, B., J. & Färber: Verbesserung von FAS durch Fahrerabsichtserkennung mit Fuzzy Logic. In: *Fahrer im 21. Jahrhundert*. 2005, VDI-Bericht 1919, S. 177–186.
- Schöneburg, R. und Breitling, T.: Enhancement of active and passive safety by future PRE-SAFE systems. In: *Proceedings of the 19th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV)*. 2005.

- Schroven, F. und Giebel, T.: Fahrerintentionserkennung für Fahrerassistenzsysteme. In: *24. VDI/VW-Gemeinschaftstagung - Integrierte Sicherheit und Fahrerassistenzsysteme*. 2008.
- Schwarzlose, R. F., Swisher, J. D., Dang, S. und Kanwisher, N.: The distribution of category and location information across object-selective regions in human visual cortex. In: *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Band 105(11):S. 4447–4452, 2008.
- Seeck, A. und Gasser, T. M.: Klassifizierung und Würdigung der deutschen und völkerrechtlichen Rahmenbedingungen im Zusammenhang mit der Einführung moderner FAS. In: *Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz*, Band 4(5), 2006.
- Segev, I. und Rall, W.: Excitable dendrites and spines: earlier theoretical insights elucidate recent direct observations. In: *Trends in Neurosciences*, Band 21(11):S. 453–460, 1998.
- Sforza, C., Macra, C., Turci, M., Grassi, G. und Ferrario, V. F.: Neuromuscular patterns of finger movements during piano playing. definition of an experimental protocol. In: *Italian journal of anatomy and embryology= Archivio italiano di anatomia ed embriologia*, Band 108(4):S. 211, 2003.
- Shackel, B. und Davis, J. R.: A SECOND SURVEY WITH ELECTRO-OCULOGRAPHY. In: *The British Journal of Ophthalmology*, Band 44(6):S. 337–346, 1960.
- Shannon, C. E.: A mathematical theory of communication. In: *The Bell System Technical Journal*, Band 27(1):S. 379–423, 1948.
- Shenoy, P., Krauledat, M., Blankertz, B., Rajesh, Rao, P. N. und Müller, K.-R.: Towards adaptive classification for bci. In: *Journal of Neural Engineering*, Band 3:S. 13–23, 2006.
- Shibasaki, H., Barrett, G., Halliday, E. und Halliday, A. M.: Components of the movement-related cortical potential and their scalp topography. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 49(3-4):S. 213–226, 1980.
- Shibasaki, H. und Hallett, M.: What is the Bereitschaftspotential? In: *Clinical Neurophysiology*, Band 117(11):S. 2341–2356, 2006.
- Snyder, L. H., Batista, A. P. und Andersen, R. A.: Coding of intention in the posterior parietal cortex. In: *Nature*, Band 386(6621):S. 167–170, 1997.
- Soon, C. S., Brass, M., Heinze, H.-J. und Haynes, J.-D.: Unconscious determinants of free decisions in the human brain. In: *Nature Neuroscience*, Band 11(5):S. 543–545, 2008.
- Starr, A.: Sensory Evoked Potentials in Clinical Disorders of the Nervous System. In: *Annual Review of Neuroscience*, Band 1(1):S. 103–127, 1978.

Literaturverzeichnis

- Steriade, M., Gloor, P., Llinas, R. R., Lopes, S. F. H. und Mesulam, M. M.: Report of IFCN Committee on Basic Mechanisms. Basic mechanisms of cerebral rhythmic activities. In: *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Band 76(6):S. 481, 1990.
- Stern, TV: Mercedes S-Klasse: Panne bei Crash-Test - Stern TV. <http://www.stern.de/tv/sterntv/stern-tv-rtl-mercedes-s-klasse-panne-bei-crash-test-549644.html>, 2006. Zuletzt besucht am 28.06.2010.
- Sternberg, S.: The discovery of processing stages: Extensions of Donders' method. In: *Acta Psychologica*, Band 30:S. 276–315, 1969.
- Stöhr, M., Dichgans, J., Buettner, U. W. und Hess, C. W.: *Evozierte Potenziale*. Springer, vierte Auflage, 2005.
- Tangermann, M., Winkler, I., Haufe, S. und Blankertz, B.: Classification of artifactual ICA components. In: *International Journal of Bioelectromagnetism*, Band 11(2):S. 110–114, 2009.
- Tanji, J. und Shima, K.: Role for supplementary motor area cells in planning several movements ahead. In: *Nature*, Band 371(6496):S. 413//416, 1994.
- Taschner, H. C. und Frietsch, E.: *Produkthaftungsgesetz und EG-Produkthaftungsrichtlinie*. CH Beck, 1990.
- Thompson, R. F.: *Das Gehirn: Von der Nervenzelle zur Verhaltenssteuerung*. Spektrum - Akademischer Verlag, dritte Auflage, 2001.
- Timmann, D., Drepper, J., Frings, M., Maschke, M., Richter, S., Gerwig, M. und Kolb, F. P.: The human cerebellum contributes to motor, emotional and cognitive associative learning. a review. In: *Cortex*, Band 46(7):S. 845–857, 2010.
- Treat, J. R., Tumbas, N. S., McDonald, S. T., Shinar, D., Hume, R. D., Mayer, R. E., Stansifer, R. L. und Castellan, N. J.: Tri-level study of the causes of traffic accidents: final report. Technischer Bericht, Indiana University, Bloomington, Institute for Research in Public Safety, 1979. Report covers the period August 1972 - June 1977.
- Triggs, T. und Harris, W.: Reaction time of drivers to road stimuli. In: *Human factors report N. HFR-12. Monash University*, 1982.
- TU Pressestelle: CeBIT: Live-Experimente mit dem Berliner Brain-Computer-Interface. Medieninformation 64/2010, Technische Universität Berlin, 2010.
- Ungerleider, L. G. und Haxby, J. V.: 'What' and 'where' in the human brain. In: *Current Opinion in Neurobiology*, Band 4(2):S. 157–165, 1994.
- Vidal, J. J.: Toward direct brain-computer communication. In: *Annual Reviews in Biophysics and Bioengineering*, Band 2(1):S. 157–180, 1973.

- Vigario, R. N.: Extraction of ocular artefacts from EEG using independent component analysis. In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Band 103(3):S. 395–404, 1997.
- Vigario, R. N.: *Independent component approach to the analysis of EEG and MEG signals*. Dissertation, Finnish Acad. of Technology, Espoo, 1999.
- Vigario, R. N., Sarela, J., Jousmiki, V., Hamalainen, M. und Oja, E.: Independent component approach to the analysis of EEG and MEG recordings. In: *IEEE transactions on biomedical engineering*, Band 47(5):S. 589–593, 2000.
- Walton, M. E., Devlin, J. T. und Rushworth, M. F. S.: Interactions between decision making and performance monitoring within prefrontal cortex. In: *Nature Neuroscience*, Band 7(11):S. 1259–1265, 2004.
- Welke, S.: Maschinelles Lernen in der BCI-Forschung / Stärken und Schwächen. In: Welke, S., Kolrep, H. und Rötting, M. (Hg.) *Biophysiological Interfaces in der Mensch-Maschine-Interaktion*. 2009, Band 22(30), S. 29–47.
- Welke, S.: Neuronale Indikatoren des Lenkbeginns - Mentale Chronometrie untersucht im modifizierten Spurwechselltest. In: Jürgensohn, T. und Kolrep, H. (Hg.) *3. Fachtagung Fahrermodellierung*. VDI Fortschritt-Berichte, 2010, Band 22(32).
- Welke, S., Protzak, J., Rötting, M. und Jürgensohn, T.: What is human? How the analysis of brain dynamics can help to improve and validate driver models. In: *Proceedings of the HCI International 2011*. 2011.
- Wesemeier, D. und Isermann, R.: Identification of vehicle parameters using stationary driving maneuvers. In: *Control Engineering Practice*, Band 17(12):S. 1426–1431, 2009.
- Wierwille, W. W., Casali, J. G. und Repa, B. S.: Driver steering reaction time to abrupt-onset crosswinds, as measured in a moving-base driving simulator. In: *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, Band 25(1):S. 103–116, 1983.
- Williams, Z. M., Bush, G., Rauch, S. L., Cosgrove, G. R. und Eskandar, E. N.: Human anterior cingulate neurons and the integration of monetary reward with motor responses. In: *Nature Neuroscience*, Band 7(12):S. 1370–1375, 2004.
- Winner, H., Hakuli, S. und Wolf, G. (Hg.): *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Vieweg+Teubner, Wiesbaden, 2009.
- Wolpaw, J. R., McFarland, D. J. und Vaughan, T. M.: Brain-computer interface research at the Wadsworth Center. In: *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Band 8(2):S. 222–226, 2000.
- Yousry, T. A., Schmid, U. D., Alkadhi, H., Schmidt, D., Peraud, A., Buettner, A. und Winkler, P.: Localization of the motor hand area to a knob on the precentral gyrus. A new landmark. In: *Brain*, Band 120(1):S. 141–157, 1997.

- Zander, T. O., Kothe, C., Jatzev, S., Dashuber, R., Welke, S., de Fillippis, M. und Roetting, M.: Team PhYPA: Developing applications for Brain-Computer Interaction. In: *Proceedings of the CHI 2008 Workshop*. 2008a.
- Zander, T. O., Kothe, C., Jatzev, S. und Gaertner, M.: *Enhancing human-computer interaction with input from active and passive brain-computer interfaces*, Springer, Kapitel 11, S. 181–199. 2010.
- Zander, T. O., Kothe, C., Mann, A., Welke, S. und Rötting, M.: Benchmarking common BCI algorithms 1: Classifying reactive executed hand movements. In: *Neuroscience Meeting*. Society for Neuroscience, 2007, 770.6.
- Zander, T. O., Kothe, C., Welke, S. und Roetting, M.: Enhancing Human-Machine Systems with secondary input from passive Brain-Computer Interfaces. In: *4th Int. BCI Workshop and Training Course*. Graz, 2008b.
- Zander, T. O., Kothe, C., Welke, S. und Roetting, M.: Erkennung kognitiver Zustände auf Basis von passiven Brain-Computer-Interfaces. In: *9. Fachtagung der Gesellschaft für Kognitionswissenschaft*. 2008c.
- Zander, T. O., Reissland, J. und Jatzev, S.: Erkennung versteckter Nutzerzustände mit einem passiven Brain-Computer-Interface. In: Welke, S., Kolrep, H. und Rötting, M. (Hg.) *Biophysiological Interfaces in der Mensch-Maschine-Interaktion*. Fortschritt-Berichte VDI, 2009, Band 22(30).
- Zöllner, H. und Hugemann, W.: Zur Problematik der Bremsreaktionszeit im Strassenverkehr. In: *37. BDP-Kongreß für Verkehrspsychologie*. Braunschweig, 1998.
- Zomotor, A. und Reimpell, J.: *Fahrwerktechnik*. Vogel, 1987.

Abbildungsverzeichnis

2.1	Die Abbildung zeigt den Anteil von Bremsreaktionen zu anderen Manövern, die der Fahrer in kritischen Situationen ausführt. Die Daten von Lechner und Malaterre (1991) zeigen das Fahrerverhalten im Simulator und die Daten von Ferrandez et al. (1984) sowie Langwieder et al. (2003) Fahrerreaktionen aus Unfallrekonstruktionen.	6
2.2	Die Abbildung zeigt schematisch den zeitlichen Verlauf eines Bremsvorganges - modifiziert nach Zomotor und Reimpell (1987).	8
2.3	Die Abbildung zeigt die benötigte Zeit, um ein Fahrzeug aus einer Anfangsgeschwindigkeit bis zum Stillstand herunterzubremsen in den Grenzen üblicher Verzögerungswerte für PKW nach Gleichung 2.2.	11
2.4	Die Abbildung zeigt schematisch eine aus vier Klothoidensegmenten zusammengesetzte Ausweichtrajektorie - modifiziert nach Ameling (2002). .	12
2.5	Die Abbildung zeigt den Zusammenhang zwischen Ausweichzeit und Querversatz für typische Querbesehleunigungswerte.	13
2.6	Die Abbildung zeigt links über die Ausweichbreite und Geschwindigkeit die spätest möglichen Eingriffsgrenzen des Fahrers um eine Kollision zu vermeiden und rechts diese Eingriffsgrenzen schematisch für verschiedene Hindernisse - modifiziert nach Isermann et al. (2009) und Ameling (2002). 14	
3.1	Die Abbildung zeigt schematisch die in dieser Arbeit gewählte Herangehensweise zur Identifikation kognitiver und physiologischer Prozesse, die einem intendierten Fahrmanöver des Fahrers vorausgehen.	23
3.2	Die Abbildung zeigt schematisch eine der Grundannahmen der Kognitionspsychologie, in der durch verschiedene kognitionspsychologische Theorien das menschliche Verhalten erklärt werden kann.	24
3.3	Die Abbildung zeigt eine hierarchische Struktur der Entscheidungsfindung des Fahrers - modifiziert nach Michon (1985).	24
3.4	Die Abbildung zeigt oben ein Fließschema des Entscheidungsprozesses des Fahrers in Abhängigkeit seiner Motive und Erfahrungen - modifiziert nach Näätänen und Summala (1974) und unten ein Informationsverarbeitungsmodell zur Beschreibung der Auswahl von Fahrmanövern durch den Fahrer - modifiziert nach Rumar (1985).	26
3.5	Die Abbildung zeigt die Informationszirkulation zwischen Fahrer und Fahrzeug - modifiziert nach Jürgensohn und Timpe (2001)[S. 17].	28

3.6	Die Abbildung zeigt den Informationsfluss in einem diskreten Stufenmodell und einem Kaskadenmodell der menschlichen Informationsverarbeitung - modifiziert nach McClelland (1979).	29
3.7	Die Abbildung illustriert das menschliche Gehirn und zeigt schematisch die Informationsverarbeitung von ankommenden visuellen Signalen bis zu einer motorischen Reaktion - modifiziert nach Hämäläinen et al. (1993) sowie Birbaumer und Schmidt (2006)[S. 91].	31
3.8	Die Abbildung zeigt eine Zusammenfassung der beteiligten Prozesse und deren neuronalen Substraten in einer einfachen Entscheidungsschleife basierend auf der Verarbeitung visueller Informationen - modifiziert nach Platt (2002).	35
3.9	Die Abbildung zeigt die Repräsentationen von Körperregionen (Homunculus) durch verschiedene Kortexfelder des sensorischen und motorischen Kortex - modifiziert nach Love et al. (1996)[S. 19].	37
4.1	Die Abbildung zeigt das menschliche Gehirn im Schädel (a) und den geschichteten Aufbau der Großhirnrinde (b). Eine Pyramidenzelle des Kortex ist in Abb. c) dargestellt. Abbildung d) zeigt dazu schematisch die Äquipotentiallinien des elektrischen Potentialfeldes einer Pyramidenzelle bei Aktivität - modifiziert nach Hämäläinen et al. (1993) sowie Vigario (1999).	43
4.2	Die Abbildung zeigt schematisch die elektrisch relevanten histologischen Schichten zwischen dem Gehirn und den EEG-Elektroden - modifiziert nach Hämäläinen et al. (1993).	45
4.3	Die Abbildung zeigt schematisch für die EEG-Elektrode i den Abstand $r_{a(i)}$ und $r_{b(i)}$ zu den beiden Punktladungen eines neuronalen Dipols. . . .	46
4.4	Die Abbildung zeigt links die Anordnung von EEG-Elektroden nach dem 10-20-System im Längsschnitt und rechts den Kopf von oben (Nase vorn). . . .	47
4.5	Die Abbildung zeigt schematisch die Entstehung des EEG in Abhängigkeit des Informationsaustausches an Nervenzelle A und B - modifiziert nach Kirschstein (2008).	49
4.6	Die Abbildung zeigt das Vorgehen bei der Analyse von Ereigniskorrelierten Potentialen. Durch Mittlung der Daten wird die spezifische kortikale Reaktion aus dem Hintergrundrauschen des EEG herausgefiltert.	53
4.7	Die Abbildung zeigt im gemittelten Signalverlauf das lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) vor einem einfachen rechten Tastendruck zum Zeitpunkt 0 über dem linken motorischen Kortex (C3).	56
4.8	Die Abbildung zeigt schematisch die Klassifikatorbildung während der Trainingsphase in einem Brain-Computer-Interface - modifiziert nach Müller und Blankertz (2006).	60
4.9	Die Abbildung zeigt schematisch die Anwendung eines BCI nach der Trainingsphase auf EEG-Daten.	61

4.10	Die Abbildung zeigt den Ansatz <i>Pattern Matching</i> zur Extraktion von temporalen Mustern in EEG-Daten und einen entsprechenden Merkmalsvektor \vec{x}_i für das Signal an Elektrode i	62
4.11	Die Abbildung zeigt schematisch eine Veränderung der Merkmalsverteilungen nach der Trainingsphase des Klassifikators sowie die Ansätze 'REBIAS' & 'RETRAIN' - modifiziert nach Shenoy et al. (2006).	64
4.12	Die Abbildung zeigt beispielhaft die Interpretation der Koeffizienten einer linearen LDA. Jeweils unten werden die entsprechend interpolierten Koeffizienten über die Elektrodenpositionen abgetragen (Kopf von oben, Nase vorn). Als Merkmal abgetragen wurde beispielhaft jeweils die Spannung zum Zeitpunkt t an Elektrode C3 & C4 (x_1 & x_2). Links: Beide Dimensionen C3 & C4 sind für die Klassifikation gleich relevant. Die Dimensionen werden in der interpolierten Projektion ihrer Koeffizienten gleich stark (jedoch mit unterschiedlichen Vorzeichen) dargestellt. Mitte und rechts: Hier trägt hauptsächlich das Signal einer Elektrode $C_{3,4}$ jeweils diskriminative Informationen zur Trennung der beiden Verteilungen. Entsprechend wird in der interpolierten Projektion der Koeffizienten nur eine der beiden betrachteten Dimensionen farblich dargestellt.	66
4.13	Die Abbildung zeigt schematisch das Konzept der Vermischung hirnelektrischer und artifizieller Potentialquellen innerhalb der EEG-Signale - modifiziert nach Sanei und Chambers (2007)[S. 87].	71
4.14	Die Abbildung zeigt die Komponentenrekonstruktion durch eine Hauptkomponentenanalyse (PC 1 und PC 2) und eine Analyse unabhängiger Komponenten (IC 1 und IC 2) von EEG-Amplituden im Signalverlauf an Elektrode A und B.	73
4.15	Die Abbildung zeigt die interpolierten Projektionen der Koeffizienten zweier unabhängiger Linearkombinationen eines 64-Kanal-EEG (Kopf von oben) und jeweils rechts die Projektionen auf ein Kopfmodell mit entsprechenden Elektrodenpositionen - erstellt mit EEGLAB.	76
4.16	Die Abbildung zeigt links ein sphärisches (Kugel) und rechts das <i>Boundary Element Head Model (BEM)</i> Kopfmodell zur Rekonstruktion neuronaler Quellen - erstellt mit <i>EEGLAB</i>	78
5.1	Die Abbildung zeigt schematisch das Vorgehen zur Beurteilung der temporalen und funktionalen Validität der zur Klassifikation mit einem BCI extrahierten Merkmale.	84
5.2	Die Abbildung zeigt eine Übersicht über die in dieser Arbeit präsentierten Experimente. Die Abbildungen zeigen jeweils die Reaktion der Probanden sowie die entsprechende Reaktionsaufforderung.	85
6.1	Die Abbildung zeigt links schematisch die EEG-Elektrodenmontage für Experiment 1 und rechts ein Bild des Probanden 66.	87

6.2	Die Abbildung zeigt den gemittelten Signalverlauf vor einem Tastendruck zum Zeitpunkt 0 über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Kortex sowie der vertikalen (EOG _v) und horizontalen (EOG _h) Augenbewegung über 51 Probanden ('L': 29803 'R': 29248; 0,5-45 Hz).	91
6.3	Die Abbildung zeigt im gemittelten Signalverlauf das lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) vor einem Tastendruck zum Zeitpunkt 0 über 51 Probanden ('L': 29803 'R': 29248; 0,5-45 Hz).	91
6.4	Die Abbildung zeigt die spektralen Charakteristika der EEG-Signale an den Elektroden C3 und C4 vor einem Tastendruck ('L' oder 'R') zum Zeitpunkt 0 über 51 Probanden ('L': 29803 'R': 29248).	92
6.5	Die Abbildung zeigt die Projektion der Koeffizienten unabhängiger Linearkombinationen als topografische Abbildung der Elektrodenpositionen (Proband 22; Kopf von oben, Nase vorn).	93
6.6	Die Abbildung zeigt oben im gemittelten Signalverlauf das lateralisierte Bereitschaftspotential (LRP) vor einem Tastendruck zum Zeitpunkt 0 des Probanden 22 ('L': 590 'R': 556; 0,5-45 Hz). Unten werden links der Verlauf der unabhängigen Komponente 17 über dem linken und rechts der der Komponente 28 über dem rechten motorischen Kortex farbcodiert über alle Versuche dieses Probanden sowie das jeweilige arithmetische Mittel dargestellt. Diese zeigen jeweils einen LRP ähnlichen Signalverlauf. Da die Aktivität einer unabhängigen Komponente einheitenlos und beliebig skaliert ist, erfolgt kein Ausweis der Amplitude.	94
6.7	Die Abbildung zeigt links die Dipolrekonstruktionen für die unabhängigen Komponenten des Probanden 22. Rechts sind die äquivalenten Dipole für IC 17 (grün) und IC 28 (rot) einzeln dargestellt.	95
6.8	Die Abbildung zeigt jeweils links die interpolierten Projektionen der Koeffizienten der entsprechenden Linearkombination auf die Elektrodenpositionen und rechts die nach Reaktion ('L' linker und 'R' rechter Tastendruck) getrennten Mittel der jeweiligen Komponentenaktivität.	97
6.9	Die Abbildung zeigt beispielhaft die interpolierten Projektionen der Koeffizienten jener unabhängigen Linearkombinationen der EEG-Daten, welche die jeweils höchste Korrelation mit der aufgezeichneten vertikalen Augenbewegung (EOG) aufweisen. Jeweils rechts werden die nach Reaktion getrennten Mittel der jeweiligen Komponentenaktivität abgebildet.	98
6.10	Die Abbildung zeigt die Extraktion von temporalen Mustern mit einem 3-Tupel als Merkmalsvektor für das Signal an Elektrode <i>i</i>	99
6.11	Der Box-Whisker-Plot zeigt über alle Probanden eine Zusammenfassung der 'leave-one-out'-kreuzvalidierten Klassifikationsfehler der Prädiktion einer zukünftigen Fingerbewegung bzw. Tastendruck ('L' 'R') über verschiedene Merkmalsvektoren (3- und 4-Tupel) und lineare Klassifikationsansätze (LDA RLDA SLDA, vgl. Kap. 4.2.3).	100

- 6.12 Die Abbildung zeigt die interpolierte Projektion der Koeffizienten der trennenden Entscheidungsebene (RLDA-4) über die Elektrodenpositionen des Probanden 22 (Kopf von oben, Nase vorn und Elektrodenpositionen). Gewichtet werden die Elektroden direkt über den linken und rechten motorischen Arealen. 102
- 6.13 Das Säulendiagramm zeigt den Betrag der Koeffizienten der berechneten Entscheidungsebene (RLDA-4) für jedes temporale Merkmal und unabhängige Komponente der EEG-Daten des Probanden 22. Die Komponenten IC 12, 17 & 28 werden dabei am meisten gewichtet. Oben werden für diese Komponenten jeweils die interpolierten Koeffizienten der unabhängigen Linearkombinationen abgebildet (Kopf von oben, Nase vorn und Elektrodenpositionen). 103
- 6.14 Die Abbildung zeigt links eine Zusammenfassung aller 204 äquivalenten Dipole (51 Probanden), die für die individuelle Klassifikation relevant sind und rechts zwei Cluster in den motorischen Hirnbereichen. 104
- 6.15 Die Abbildung zeigt ergänzend zu Abb. 6.14 vier weitere gebildete Cluster der für die individuelle Klassifikation relevanten äquivalenten Dipole aller Probanden. Jeweils rot werden die Clusterzentren dargestellt. 105
- 6.16 Das Bild links zeigt die in Experiment 2 verwendete Sitzkiste und rechts die Streckenansicht der Fahrsimulation im LCT. 107
- 6.17 Die Abbildung zeigt links schematisch die Elektrodenmontage für Experiment 2 und rechts die verwendeten EEG-Elektroden und Kappe. 109
- 6.18 Die Abbildung zeigt eine Übersicht über die Mediane der Reaktionszeiten aller Probanden differenziert nach Richtung der Lenkmanöver ('L' & 'R') bei entsprechender Geschwindigkeit (60, 80, 100 km/h). 110
- 6.19 Die Abbildung zeigt oben das gemittelte Lenkradwinkelsignal und unten die gemittelten Trajektorien aller Probanden bei entsprechender Geschwindigkeit (60, 80, 100 km/h) der ersten fünf Spurwechsel. 111
- 6.20 Die Abbildung zeigt oben den gemittelten Signalverlauf vor linken bzw. rechten Lenkmanövern ('L' & 'R') zum Zeitpunkt 0 über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Kortex sowie das Mittel des hemisphärischen Differenzsignals (LRP) und die gemittelte vertikale (EOGv) und horizontale (EOGh) Augenbewegung über 25 Probanden (60 km/h: 'L': 1046 | 'R': 1673; 80 km/h: 'L': 1252 | 'R': 1863; 100 km/h: 'L': 1283 | 'R': 1692; 0,5-45 Hz). 114
- 6.21 Die Abbildung zeigt die signifikanten spektralen Veränderungen der EEG-Signale an den Elektroden C3 (jeweils links) und C4 (jeweils rechts) für alle Lenkmanöver nach links ('L' oben) und rechts ('R' unten) vor dem Lenkbeginn (Zeitpunkt 0) bei 80 km/h (25 Probanden; 'L': 1252 | 'R': 1863; 0,5-45 Hz). 115
- 6.22 Die Abbildung zeigt für den Probanden LCT-8 links die Topografie der IC 16 und rechts die der IC 18. In der Mitte werden die äquivalenten Dipole dieser Komponenten (IC 16: rot, IC 18: grün) dargestellt. 117

6.23	Die Abbildung zeigt exemplarisch die Topografien und Signalmittel der statistisch unabhängigen Anteile der horizontalen (IC 3) und vertikalen (IC 2) Augenbewegung im EEG des Probanden LCT-26 differenziert nach Lenkrichtung ('L' & 'R').	118
6.24	Die Abbildung zeigt den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler über alle Probanden, Geschwindigkeiten und Merkmalsextraktions- und Klassifikationsverfahren für die EEG-Daten im LCT (rote Linie: Chance-Level; rote gestrichelte Linie: 5%-Konfidenzintervall).	120
6.25	Die Abbildung zeigt den kreuzvalidierten Klassifikationsfehler aller Probanden für die EOG-Daten der Bedingung '80 km/h'. Weiter werden das 'Chance-Level' (rote Linie) und das 5%-Konfidenzintervall des 'Chance-Levels' (rote gestrichelte Linie) dargestellt.	122
6.26	Die Abbildung zeigt die Verteilungen der extrahierten Merkmale aus den EOG-Daten vor allen Lenkmanövern der Probanden differenziert nach Lenkrichtung (rot: 1863 'R' / grün: 1252 'L').	123
6.27	Die Abbildung zeigt links schematisch die EEG-Elektrodenmontage für Experiment 3 - 'RLCT-64' und rechts ein Bild des Probanden RLCT-20.	126
6.28	Die Abbildung zeigt schematisch den Informationsfluss zur Synchronisierung der verwendeten Messsysteme.	126
6.29	Die Abbildung zeigt den Aufbau des verwendeten Spurwechseltests und dessen Dimensionen sowie die Sicht der Probanden am Punkt B.	127
6.30	Der Abbildung zeigt oben ein g-g-Diagramm und unten die Geschwindigkeit für die schnellen (grün) und die langsamen Lenkmanöver (rot) über alle Probanden und Durchgänge in einer Auflösung von 5 Hz.	130
6.31	Das Säulendiagramm zeigt die Reaktionszeit (Median) der einzelnen Probanden entsprechend der Reaktionsaufforderung in den schnellen Lenkmanövern. Signifikante Unterschiede ($p \leq 0,05$) sind mit einem '*' gekennzeichnet.	131
6.32	Der Box-Whisker-Plot zeigt die aufforderungsspezifische Reaktionszeit über alle Probanden und Versuchsblöcke für die schnellen Lenkmanöver in Experiment 3.	133
6.33	Der Box-Whisker-Plot zeigt die aufforderungsspezifische Reaktionszeit über 14 Probanden und Durchgänge für die schnellen Lenkmanöver in Experiment 3.	134
6.34	Das Säulendiagramm zeigt die Verteilung der selbst initiierten Fahrmanöver ohne visuelle Stimulusgabe über die Probanden.	135
6.35	Die Abbildung zeigt den gemittelten Signalverlauf an der Elektrode Oz (visueller Kortex) über alle Reaktionsaufforderungen in den schnellen (1165) und langsamen (1270) Lenkmanövern über alle Probanden.	136

6.36	Die Abbildung zeigt den gemittelten Signalverlauf vor einem vorgegebenen ('L' & 'R') und selbstgewählten ('WL' & 'WR') schnellen Lenkmanöver zum Zeitpunkt 0 über dem linken (C3) und rechten (C4) motorischen Kortex sowie der vertikalen (EOGv) und horizontalen (EOGh) Augenbewegung über alle Probanden ('L': 605 'R': 495, 'WL': 199 'WR': 106; 0,5-45 Hz).	138
6.37	Die Abbildung zeigt die gemittelte Differenz der EEG-Signale an C3 und C4 über dem jeweils linken und rechten motorischen Kortex über alle Probanden ('L': 605 'R': 495, 'WL': 199 'WR': 106; 0,5-45 Hz).	139
6.38	Die Abbildung zeigt schematisch die aus den neuronalen Indikatoren ermittelten Latenzzeiten in den schnellen Lenkmanövern.	140
6.39	Die Abbildung zeigt die signifikanten spektralen Charakteristika der EEG-Signale an den Elektroden C3 (jeweils links) und C4 (jeweils rechts) für alle schnellen Lenkmanöver nach links ('L' oben) und rechts ('R' unten) vor dem Lenkbeginn zum Zeitpunkt 0 aller 14 Probanden ('L': 605 'R': 495; 0,5-45 Hz).	141
6.40	Die Abbildung zeigt für den Probanden RLCT-1 links die Topografie der IC 26 und rechts die der IC 25. In der Mitte werden die äquivalenten Dipole dieser Komponenten (IC 25: rot, IC 26: grün) dargestellt.	142
6.41	Die Abbildung zeigt exemplarisch für fünf Probanden (RLCT-1/5/7/9/14) die Koeffizienten der unabhängigen Linearkombinationen über den motorischen Arealen als topografische Karten. Jeweils darunter befindet sich der Signalverlauf der entsprechenden Komponente für jeden Durchgang und das entsprechende arithmetische Mittel.	143
6.42	Die Abbildung zeigt beispielhaft anhand von vier Probanden (RLCT-1/8/11/12) die Koeffizienten der unabhängigen Linearkombinationen als interpolierte Projektion auf die Elektrodenpositionen, die den statistisch unabhängigen Anteil der horizontalen Augenbewegung im EEG repräsentieren.	144
6.43	Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler über verschiedene Merkmalsvektoren und individuell trainierte Klassifikationsverfahren für die Lenkrichtung auf nicht bereinigten (roh) und EOGh-bereinigten EEG-Daten in den schnellen Lenkmanövern.	146
6.44	Die Abbildung zeigt die interpolierte Projektion der Koeffizienten der trennenden Entscheidungsebene (RLDA-3) über die Elektrodenpositionen aller Probanden (Kopf von oben, Nase vorn, Elektrodenpositionen).	148
6.45	Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler des jeweils auf n-1 Probanden trainierten Klassifikators (<i>Train</i>) bei Anwendung auf den jeweils n-ten Probanden (<i>Test</i>).	149
6.46	Der Box-Whisker-Plot zeigt die falsch links (L→R, FL) und falsch rechts (R→L, FR) Klassifikationen des universalen Klassifikationsansatzes für die schnellen Lenkmanöver über alle Probanden.	150
6.47	Die Abbildung zeigt das Vorgehen bei der EEG-Merkmalsextraktion zur Erkennung des Ausbleibens eines schnellen Lenkmanövers.	151

6.48	Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler für die in Abb. 6.47 dargestellte Merkmalsextraktion (Lenken / Nichtlenken) auf den gesamten (roh) sowie EOGh-bereinigten EEG-Daten (-EOGh).	152
6.49	Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler des trainierten Klassifikators (Abb. 6.47) angewendet auf die Geradeausfahrten 'M' jedes Probanden für die schnellen Lenkmanöver.	152
6.50	Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler des trainierten Klassifikators (Abb. 6.47) angewendet auf die Geradeausfahrten 'M' jedes Probanden auf den nicht bereinigten (roh) und EOGh-bereinigten EEG-Daten für die schnellen Lenkmanöver.	153
6.51	Die Abbildung zeigt das gemittelte Signal der Elektroden C3 und C4, das entsprechende Differenzsignal (LRP) sowie die horizontale und vertikale Augenbewegung über alle Probanden für die langsamen Lenkmanöver ('L / WL': 765 'R / WR': 818; 0,5-45 Hz).	154
6.52	Die Abbildung zeigt oben den Verlauf des Lenkradwinkels und unten den des horizontalen EOG des Probanden RLCT-19 in Block 3 Durchgang 16 nach einer visuellen Reaktionsafforderung zum Zeitpunkt 0.	155
6.53	Die Abbildung zeigt oben den Verlauf des Lenkradwinkels und unten den des horizontalen EOG des Probanden RLCT-19 in Block 3 Durchgang 18 nach einer visuellen Reaktionsafforderung zum Zeitpunkt 0.	156
6.54	Die Abbildung zeigt für den Probanden RLCT-7 links die Topografie der IC 17 und rechts die der IC 16. In der Mitte werden die äquivalenten Dipole dieser Komponenten (IC 16: rot, IC17: grün) dargestellt.	157
6.55	Die Abbildung zeigt exemplarisch die topografische Projektion der Koeffizienten jener unabhängiger Linearkombinationen, die die höchste Korrelation zum gesondert aufgezeichneten horizontalen EOG in den langsamen Lenkmanövern aufweisen.	158
6.56	Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler über verschiedene Merkmalsvektoren und individuell trainierte Klassifikationsverfahren für die Lenkrichtung auf nicht bereinigten (roh) und EOGh-bereinigten EEG-Daten in den langsamen Lenkmanövern.	158
6.57	Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler der Lenkrichtung des jeweils auf n-1 Probanden trainierten Klassifikators (<i>Train</i>) bei Anwendung auf den jeweils n-ten Probanden (<i>Test</i>).	160
6.58	Der Box-Whisker-Plot zeigt die falsch links (FL) und falsch rechts (FR) Klassifikationen des universalen Klassifikationsansatzes für die langsamen Lenkmanöver.	161
6.59	Die Abbildung zeigt das Vorgehen bei der EEG-Merkmalsextraktion zur Erkennung des Ausbleibens eines langsamen Lenkmanövers.	162
6.60	Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler für die in Abb. 6.59 dargestellte Merkmalsextraktion (Lenken / Nichtlenken) auf den gesamten (roh) sowie EOGh-bereinigten EEG-Daten (-EOGh).	163

6.61	Der Box-Whisker-Plot zeigt den Klassifikationsfehler des trainierten Klassifikators (vgl. Abb. 6.59) angewendet auf die Geradeausfahrten 'M' jedes Probanden für die langsamen Lenkmanöver.	163
6.62	Die Abbildung zeigt schematisch die Fahrzeugposition im Zeitraum des Klassifikatortrainings (a) sowie die geschwindigkeitsabhängige Fahrzeugposition im Zeitraum der Klassifikatorausswertung (b).	164
6.63	Der Box-Whisker-Plot zeigt die Verteilung der Klassifikationsfehler für einen auf den schnellen (S), langsamen (L) und beiden Bedingungen (S+L*) trainierten Klassifikator zur Lenkrichtungsprädiktion bei Anwendung auf die selbstgewählten Lenkmanöver ohne visuellen Stimulus (Lichtblitz) über 10 Probanden (*Training und Test mit Downsampling der EEG-Daten auf 100 Hz).	166
6.64	Der Box-Whisker-Plot zeigt die falsch links ('L'→'R', FL) und falsch rechts ('R'→'L', FR) Klassifikationen für die Lenkrichtung des universalen Klassifikationsansatzes für die selbst gewählten Lenkmanöver (Training auf den langsamen Lenkmanövern und Test auf den frei initiierten Spurwechseln).	167
6.65	Der Abbildung illustriert exemplarisch die Auswertung des universalen Klassifikators im zeitlichen Verlauf für ein linkes Lenkmanöver des Probanden RLCT-10 (Lenkbeginn zum Zeitpunkt 0).	171
6.66	Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate der ausgeführten Lenkrichtung im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz RLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).	173
6.67	Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate der ausgeführten Lenkrichtung im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz SLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).	174
6.68	Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate einer Geradeausfahrt ('M') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz RLDA-4 (Passieren der Lichtschranke zum Zeitpunkt 0).	176
6.69	Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate einer Geradeausfahrt ('M') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz SLDA-4 (Passieren der Lichtschranke zum Zeitpunkt 0).	177
6.70	Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate eines Lenkmanövers ('L/R') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz RLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).	179
6.71	Die Abbildung zeigt die auf Probandenebene kreuzvalidierte Erkennungsrate eines Lenkmanövers ('L/R') im zeitlichen Verlauf des gesamten Spurwechselmanövers für den Ansatz SLDA-4 (Lenkbeginn bzw. Lenkradwinkelsprung zum Zeitpunkt 0).	180

Abbildungsverzeichnis

6.72 Die Abbildung zeigt für die betrachteten Fahrbedingungen (a: schnell, b: langsam, c: frei) die Zeitbereiche, in denen verschiedene Aspekte eines Lenkmanövers maximal aus den EEG-Daten des Fahrers im durchgeführten Experiment prädiziert werden können. 181

Tabellenverzeichnis

2.1	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die wahrscheinlichsten Abwehrreaktion eines Fahrers bei einer unmittelbar bevorstehenden Frontalkollision - nach McGehee et al. (2007).	7
2.2	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über Reaktionszeiten des Fahrers und verschiedene Manöverdurchlaufzeiten in kritischen Situationen.	14
4.1	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über ausgewählte bioelektrische Signale und deren Charakteristika. Die Spektren des EEG-Signals werden entsprechend der üblichen Nomenklatur bezeichnet - modifiziert nach (Bronzino, 1995).	49
4.2	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über ausgewählte bioelektrische Signale und deren Charakteristika - modifiziert nach (Bronzino, 1995, S. 808). . .	51
6.1	Die Tabelle zeigt eine Übersicht der Probandenleistung berechnet aus den Marker-Dateien des <i>BrainVision Recorder</i>	88
6.2	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede in den Reaktionszeiten der Probanden in Experiment 1.	89
6.3	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Leistung differenziert nach weiblichen und männlichen Probanden.	89
6.4	Die Tabelle zeigt die Koordinaten der äquivalenten Dipole für die unabhängigen Komponenten des Probanden 22 mit einer Varianzaufklärung von mindestens 90% und die entsprechende neuroanatomische Struktur. .	96
6.5	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den aktuellen Stand der Literatur zur Klassifikation von antizipativen motorischen EEG-Potentialen mit einem Brain-Computer-Interface zur Bewegungsprädiktion.	99
6.6	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede zwischen den Klassifikationsergebnissen der verwendeten Klassifikationsansätze auf den Daten des Experiments 1 (vgl. Abb. 6.11).	101
6.7	Die Tabelle zeigt den gemittelten zeitlichen Abstand der Reaktionsaufforderung zu einem Spurwechsel (ISI, Interstimulusintervall) in Experiment 2.	108
6.8	Die Tabelle zeigt eine Zusammenfassung der erfassten Lenkreaktion aller 25 Probanden während des LCT in Experiment 2.	110

6.9	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) der Paarvergleiche zu Unterschieden in den richtungs- und geschwindigkeitsspezifischen Reaktionszeiten für Abbildung 6.18.	110
6.10	Die Tabelle zeigt die Koordinaten der äquivalenten Dipole der Komponenten IC 16 und IC 18 des Probanden LCT-8 und deren neuroanatomische Zuordnung.	117
6.11	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die gewählten Merkmalsextraktionen, um die Klassifizierbarkeit des beobachteten Unterschiedes im LRP für linke und rechte Lenkmanöver überprüfen zu können.	119
6.12	Die Tabelle zeigt für Abb. 6.24 die Z- und p-Werte (U-Test) der signifikanten Unterschiede zwischen den verschiedenen Ansätzen zur Lenkrichtungsprädiktion über alle Probanden und gefahrenen Geschwindigkeiten.	120
6.13	Die Tabelle zeigt für die in Abb. 6.24 zusammengefassten Klassifikationsfehler jene Probanden aus deren EEG-Daten die Lenkrichtung vor dem Manöver prädiziert werden kann (Klassifikationsfehler < 35%).	121
6.14	Die Tabelle zeigt die Verteilung der Reaktionsaufforderungen innerhalb eines Versuchsblocks in den schnellen und langsamen Lenkmanövern.	128
6.15	Die Tabelle zeigt die Verteilung der Probanden auf die verschiedenen Versuchsbedingungen in Experiment 3.	128
6.16	Die Tabelle zeigt eine Übersicht der analysierten Manöver aller Probanden.	129
6.17	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) der signifikanten Unterschiede zwischen den Reaktionszeiten der Probanden in den schnellen Lenkmanövern.	132
6.18	Die Tabelle zeigt für Abb. 6.32 eine Übersicht der Z- und p-Werte (U-Test) der signifikanten Unterschiede in den Reaktionszeiten zwischen den Versuchsblöcken.	133
6.19	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die Korrelationskoeffizienten der reaktionsspezifischen Mittelwerte der EEG und EOG Signale.	139
6.20	Die Tabelle zeigt die Koordinaten der errechneten äquivalenten Dipole IC 25 und IC 26 des Probanden RLCT-1 und die entsprechende neuroanatomische Zuordnung nach dem Talairach Atlas.	142
6.21	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die gerechneten Klassifikationsansätze zur Prädiktion der Lenkrichtung in schnellen Lenkmanövern.	145
6.22	Die Tabelle zeigt für Abb. 6.43 eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Test auf Unterschiede in den kreuzvalidierten Klassifikationsfehlern.	146
6.23	Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den geschätzten über die Probanden kreuzvalidierten Klassifikationsfehler eines universal gültigen Klassifikators zur Lenkrichtungsprädiktion (602 'L' 602 'R').	147
6.24	Die Tabelle zeigt für Abb. 6.45 eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Signifikanz der Unterschiede in den kreuzvalidierten Klassifikationsfehlern.	149

6.25 Die Tabelle zeigt für Abb. 6.46 eine Übersicht über die Z- und p-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede in den falsch rechts (FR) und falsch links (FL) Klassifikationen über 14 Probanden mit einem Universalklassifikator. 150

6.26 Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die p- und Z-Werte (U-Test) des Test auf Unterschiede der in Abb. 6.56 abgetragenen Klassifikationsfehler. 159

6.27 Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den geschätzten Klassifikationsfehler für die Lenkrichtung eines Klassifikators, der auf allen Daten der Probanden für die langsamen Lenkmanöver getestet wurde (765 'L' | 765 'R'). . . 160

6.28 Die Tabelle zeigt für Abb. 6.57 eine Übersicht der p- und Z-Werte (U-Test) des Test auf Unterschiede für die kreuzvalidierten Klassifikationsfehler. . . 161

6.29 Die Tabelle zeigt eine Übersicht über die p- und Z-Werte (U-Test) des Tests auf Unterschiede der in Abb. 6.63 abgetragenen Klassifikationsfehler für die Lenkrichtung der frei initiierten Lenkmanöver. 166

6.30 Die Tabelle zeigt die analysierten Training-Test-Kombinationen für einen universalen Klassifikationsansatz zur Lenkrichtungsdetektion. 170

7.1 Die Tabelle zeigt eine Übersicht über den in den einzelnen Fahrbedingungen jeweils maximal möglichen Querversatz sowie den möglichen Querversatz, wenn das Lenkmanöver zum Zeitpunkt der Prädiktion mit den gleichen Querbeschleunigungswerten ausgeführt werden kann. 183