

Psychologische Prädiktoren der Brain-Computer Interface Steuerung

Dissertation

der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät
der Eberhard Karls Universität Tübingen
zur Erlangung des Grades eines
Doktors der Naturwissenschaften
(Dr. rer. nat.)

vorgelegt von
Dipl.-Psych. Eva Maria Hammer
aus Crailsheim

Tübingen
2018

Gedruckt mit Genehmigung der Mathematisch-Naturwissenschaftlichen Fakultät der
Eberhard Karls Universität Tübingen.

Tag der mündlichen Qualifikation:

25.07.2018

Dekan:

Prof. Dr. Wolfgang Rosenstiel

1. Berichterstatter:

Prof. Dr. Andrea Kübler

2. Berichterstatter:

Prof. Dr. Martin Hautzinger

Für meine Eltern

Danksagung

Mein ausdrücklicher und herzlicher Dank gilt meiner Betreuerin Frau Prof. Dr. Andrea Kübler für die Zuteilung des spannenden Promotionsthemas, für ihre fachlich kompetente Unterstützung während aller Phasen des Projekts, insbesondere für ihr konstruktives Feedback und das Korrekturlesen der Manuskripte und dieser Zusammenfassung. Ich danke ihr aber vor allem für Ihre herzliche, offene, menschliche und stets motivierende Art, ohne die ich diese Arbeit wohl nie fertig gestellt hätte.

Mein ausdrücklicher Dank gilt ebenfalls Herrn Prof. Dr. Martin Hautzinger für die Betreuung und Begutachtung der Arbeit.

Ein großes Dankeschön geht an alle Studienteilnehmer, die sich bereit erklärt hatten, an unseren BCI-Studien teilzunehmen und geduldig das Präparieren der EEG-Kappe über sich ergehen ließen. Ich hoffe, dass sie ihre Teilnahme als spannende und eindrückliche Erfahrung in Erinnerung behalten haben.

Herzlich bedanken möchte ich mich bei allen Kolleginnen und Kollegen, die mich bei meiner Arbeit am Institut für Medizinische Psychologie und Verhaltensneurobiologie der Universität Tübingen und am Lehrstuhl für Psychologie I der Universität Würzburg begleitet und unterstützt haben. Hierbei geht ein ganz besonderer Dank an Sebastian Halder und Tobias Kaufmann für die gute und unkomplizierte Zusammenarbeit bei der Entwicklung des Projekts, der Datenerhebung, der Auswertung und beim Schreiben der Manuskripte. Weiter möchte ich mich namentlich bei Adrian Furdea, Tamara Matuz, Sonja Kleih, Femke Nijboer, Slavica von Hartlieb, Carolin Ruf und Ander Ramos für ihre Hilfsbereitschaft und die harmonische Zusammenarbeit während der gesamten Zeit bedanken. Ein lieber Dank geht an die Kolleginnen und Kollegen der Christoph-Dornier Stiftung in Tübingen. Ein freundschaftlicher Dank geht an Sonja und Frank Nonnenmacher für die schöne gemeinsame Zeit in der Gartenstraße sowie in der Sieben-Höfe-Straße.

Der größte Dank gilt meiner Familie, meinen Eltern und Geschwistern, die mich mein ganzes Leben lang bedingungslos unterstützt, gefördert und immer an mich geglaubt haben. Danke, dass wir uns immer aufeinander verlassen können! Herzlichst danke ich meinem lieben Mann Thomas, der mir bei all den vielen Projekten der letzten Jahre immer den Rücken freigehalten, mich unglaublich motiviert, aufgebaut und sich nie beschwert hat, wenn er auf mich verzichten musste. Mein innigster Dank gilt meinen beiden Schätzen Jona und Samuel, die mir jeden Tag zeigen, was wirklich wichtig ist im Leben.

Inhaltsverzeichnis

1 Einführung.....	1
2 Theoretischer Hintergrund.....	4
2.1 Brain-Computer Interfaces und Input-Signale.....	4
2.2 Sensomotorische Rhythmen (SMR).....	5
2.3 Prädiktorforschung SMR-BCI.....	7
2.4 Das ereigniskorrelierte Potential P300.....	11
2.5 Prädiktorforschung P300-BCI.....	12
3 Zielsetzung.....	16
3.1 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz mit dem Berliner Brain-Computer Interface.....	17
3.2 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz in einem klassischen Neurofeedback SMR-BCI.....	17
3.3 Psychologische Prädiktoren der Performanz in einem visuellen und auditorischen P300-BCI.....	18
4 Ergebnisse.....	19
4.1 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz mit dem Berliner Brain-Computer Interface.....	19
4.1.1 Deskriptive Daten.....	19
4.1.2 Prädiktoranalyse.....	20
4.2 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz in einem klassischen Neurofeedback SMR-BCI.....	22
4.2.1 Deskriptive Daten.....	22
4.2.2 Prädiktoranalyse.....	22
4.2.3 Überprüfung der Stabilität des Regressionsmodells der ersten Studie.....	24

4.3 Psychologische Prädiktoren der Performanz in einem visuellen und auditorischen P300-BCI.....	26
4.3.1 Deskriptive Daten.....	26
4.3.2 Prädiktoranalyse für visuelles P300-BCI.....	27
4.3.3 Prädiktoranalyse für auditorisches P300-BCI.....	30
4.3.4 Korrelation zwischen psychologischen und physiologischen Variablen.....	31
5 Diskussion.....	32
5.1 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz mit dem Berliner Brain-Computer Interface.....	33
5.2 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz in einem klassischen Neurofeedback SMR-BCI.....	35
5.3 Ableitung praktischer Implikationen für die Überwindung des BCI Ineffizienz Phänomens.....	37
5.4 Psychologische Prädiktoren der P300-BCI Steuerung.....	41
5.5 Einschränkungen.....	46
6 Ausblick.....	50
Literaturverzeichnis.....	52
Tabellen- und Abbildungsverzeichnis.....	65

Abkürzungsverzeichnis

AHA	Arbeitshaltungen Test
ALS	Amyotrophe Lateralsklerose
BBCI	Berliner Brain-Computer Interface
BCI	Brain-Computer Interface
BIS-15	Barratt Impulsiveness Scale
B5PO	Big Five Plus One Persönlichkeitsinventar
CLIS	Completely Locked-In State
EEG	Elektroenzephalogramm
EKP	Ereigniskorreliertes Potential
ERD	Event-Related Desynchronization
ERP	Event Related Potentials
fMRT	Funktionelle Magnetresonanztomographie
fNIRS	Funktionelle Nahinfrarotspektroskopie
MBAT	Mind-Body Awareness Training
NVLT	Nonverbaler Lerntest
SCP	Slow Cortical Potential
SMR	Sensomotorischer Rhythmus
SSVEP	Steady-State Visual Evoked Potentials
SUMD	Summe der Differenzen richtiger minus falscher Ja-Antworten
PEANUT	Personalised Emotional Agent for Neurotechnology User- Training

Zusammenfassung

Theorie: Brain-Computer Interfaces (BCIs) stellen eine direkte Verbindung zwischen dem Gehirn und einem Computer dar. Mit Hilfe von BCIs ist es daher möglich, die elektrischen Signale des Gehirns in Steuersignale umzuwandeln, um damit ein Anwendungsprogramm (z.B. Kommunikationsprogramm oder Navigation eines Rollstuhls) zu steuern. Für schwerbeeinträchtigte Personen, z.B. im sog. Locked-in Zustand, stellt ein BCI eine der letzten Möglichkeiten dar, mit der Umwelt in Kontakt zu treten. Jedoch ist es einer bedeutenden Anzahl von BCI Anwendern (Gesunden wie Kranken) nicht möglich, eine hinreichend hohe Trefferquote bei der BCI Steuerung zu erzielen. Die Überwindung dieses sog. „BCI Ineffizienz Phänomens“ stellt auch nach über 40 Jahren BCI Forschung immer noch eine große Herausforderung dar. Das Ziel der dieser Zusammenfassung zugrundeliegenden Forschungsarbeiten war es, psychologische Variablen zu identifizieren, die als Prädiktoren die Leistung in einem BCI vorhersagen können.

Methode: Für alle drei Forschungsarbeiten wurden gesunde Studienteilnehmer, überwiegend Studenten mit keinerlei Vorerfahrung in der BCI Steuerung, rekrutiert. Die psychologischen Tests wurden drei Untergruppen (Leistungstests, Persönlichkeitstests und klinische Tests) zugeteilt und alle in elektronischer Form präsentiert und bearbeitet. In den ersten beiden Studien wurden BCIs eingesetzt, die sensomotorische Rhythmen als Steuerungssignale nutzen. In der dritten Studie wurde ein BCI, das auf dem ereigniskorrelierten Potential P300 basiert, eingesetzt. Die Prädiktoranalyse erfolgte mit Hilfe linearer Regressionsanalysen.

Ergebnisse: In der ersten Studie wurde das Berliner Brain-Computer Interface (BBCI) eingesetzt, das auf den Techniken des maschinellen Lernens basiert. Die visuomotorische Koordinationsfähigkeit (Variable „mittlere Fehlerdauer gesamt“, gemessen mit dem Zwei-Hand-Test) wurde mit 11,4% Varianzaufklärung als signifikanter Prädiktor identifiziert. Die Variable „Leistungsniveau“ (Maß für Konzentrationsfähigkeit) aus dem Test Arbeitshaltungen zeigte ebenfalls eine signifikante Korrelation mit der Leistung im BCI, verfehlte das Signifikanzniveau im Regressionsmodell jedoch knapp. Ziel der zweiten Studie war es, die Ergebnisse der ersten zu replizieren und auf Basis des ersten Regressionsmodells, die BCI Leistungen in der zweiten Studie, in der ein klassisches Neurofeedback SMR-BCI eingesetzt wurde, vorherzusagen. Die Variablen visuomotorische

Koordinationsfähigkeit und „aufmerksamkeitsbasierte Impulsivität“ klärten hierbei fast 20% der Gesamtvarianz auf. Auf Basis des ersten Regressionsmodells war es möglich, die BCI Leistung mit einem durchschnittlichen Vorhersagefehler von $M = 12.07\%$ vorherzusagen. In der dritten Studie korrelierte der Persönlichkeitsfaktor „Emotionale Stabilität“ negativ und eine Leistungsvariable des Nonverbalen Lerntests, die die Lernfähigkeit eines Probanden erfasst, positiv mit der Trefferquote im visuellen P300-BCI. Beide Variablen klärten 24% an der Gesamtvarianz auf, wobei die Lernvariable mit 19% Varianzaufklärung als signifikanter Prädiktor identifiziert wurde. Die Variable „Emotionale Stabilität“ korrelierte ebenfalls negativ mit der Trefferquote im auditorischen P300-BCI, wurde jedoch nicht als signifikanter Prädiktor identifiziert.

Schlussfolgerung: Die drei Forschungsarbeiten bestätigen einen moderaten Einfluss psychologischer Variablen auf die BCI Steuerung in unterschiedlichen BCI Paradigmen. Die Ergebnisse zeigen große Überschneidungen mit anderen Studienergebnissen. Basierend auf diesen Ergebnissen können weitere Studien entwickelt werden, mit dem Ziel, bestehende BCI Systeme zu adaptieren und Trainingsprogramme (z.B. für das Training visuomotorischer Koordinationsfähigkeit) für BCI Anwender zu entwickeln.

Abstract

Introduction: Brain–Computer Interfaces (BCIs) are direct connections between the brain and a computer. They translate brain signals into operational commands for technical devices (e. g. controlling a communication program or a wheelchair). For severely impaired patients in the so called locked-in state, BCIs are one of the last options to communicate with their environment. But there is a population of users estimated between 10 to 50% that were not able to achieve reliable BCI control. Even after more than 40 years of research on Brain-Computer Interface, the elucidation of the “BCI inefficiency phenomenon” is a substantial challenge. We conducted three studies to assess psychological variables which can serve as predictors of BCI communication.

Methods: For all three research studies young and healthy BCI novices were recruited. Psychological variables were measured with an electronical test-battery, including personality, performance and clinical tests. In study one and two, BCIs based on sensorimotor rhythms were realized, whereas a P300-BCI was conducted in the third study. Predictors were determined by linear regression analyses.

Results: In the first study we realized a machine learning approach (“Berlin Brain-Computer Interface”), the variable of the Two-Hand Coordination Test “overall mean error duration” accounted for 11.4% of the variance. The variable “performance level” of the AHA Test was significantly correlated with the criterion, but was not identified as a significant predictor in the regression analysis. In the second study our goal was to replicate the results of the first study and thereby validate the results within a neurofeedback based SMR-BCI. The variables “overall mean error duration” and “attentional impulsivity” accounted for almost 20% of the variance of SMR-BCI performance; but the 2HAND variable failed significance. Nevertheless, on the basis of our prior regression model we could predict the SMR-BCI performance of the second study with an average prediction error of $M = 12.07\%$.

In the third study the personality factor “emotional stability” was negatively correlated and a variable of the nonverbal learning test, which can be interpreted as ability to learn, was positively correlated with visual P300-BCI performance. Both variables explained 24% of the variance of the criterion, whereas the ability to learn explained 19% of the variance and was identified as a significant predictor. “Emotional stability”

was also negatively correlated with the performance of the auditory P300-BCI, but failed significance in the regression model.

Conclusion: Our results confirm a moderate role of psychological variables on BCI control among different BCI paradigms. Based on these results, further studies are necessary to improve and adapt common BCI trainings (e.g. development of a training program to improve visuo-motor coordination abilities).

Liste der Publikationen der Dissertation

Hammer, E.M., Halder, S., Blankertz, B., Sannelli, C., Dickhaus, T., Kleih, S., Müller, K.R., & Kübler, A. (2012). Psychological predictors of SMR-BCI performance. *Biological Psychology* 89, 80-86. doi: 10.1016/j.biopsycho.2011.09.006

Hammer, E., Kaufmann, T., Kleih, S.C., Blankertz, B., & Kübler, A. (2014). Visuo-motor coordination ability predicts performance with brain-computer interfaces controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR). *Frontiers in Human Neuroscience* 8, 574. doi: 10.3389/fnhum.2014.00574

Hammer, E.M., Halder, S., Kleih, S.C., & Kübler, A. (2018). Psychological predictors of visual and auditory P300 Brain-Computer Interface performance. *Frontiers in Neuroprosthetics*. doi:10.3389/fnins.2018.00307

Erklärung zum Eigenanteil der Dissertationsschrift

Die erste Studie (Hammer et al., 2012) wurde am Institut für Medizinische Psychologie und Verhaltensneurobiologie der Universität Tübingen unter der Betreuung von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler sowie an der Technischen Universität Berlin (Labor für Maschinelles Lernen) durchgeführt.

Die Konzeption der Studie erfolgte in Zusammenarbeit mit Frau Prof. Dr. Andrea Kübler (Tübingen), Herrn Prof. Dr. Klaus-Robert Müller (Berlin) und Herrn Prof. Dr. Benjamin Blankertz (Berlin) im Rahmen einer Multi-Center-Studie.

Die Erhebung der Daten erfolgte zur Hälfte am Labor für Maschinelles Lernen an der Technischen Universität Berlin durch Frau Dr. Claudia Sannelli und zur anderen Hälfte an der Universität Tübingen. Frau Eva Hammer war für die Zusammenstellung, Erhebung (Tübingen), Auswertung und Interpretation der psychologischen Tests zuständig. Die Erhebung der physiologischen Daten erfolgte in Tübingen durch Frau Eva Hammer, Herrn Dr. Sebastian Halder und Frau Dr. Sonja Kleih (Universität Tübingen).

Die statistische Auswertung erfolgte eigenständig unter Supervision von Herrn Prof. Dr. Thorsten Dickhaus.

Ich versichere, das Manuskript selbständig unter Supervision von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler verfasst und keine weiteren als die von mir angegebenen Quellen verwendet zu haben.

Die zweite Studie (Hammer et al., 2014) wurde am Lehrstuhl für Psychologie I der Universität Würzburg unter der Betreuung von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler durchgeführt.

Die Konzeption dieser Studie erfolgte durch Frau Eva Hammer in Zusammenarbeit mit Herrn Dr. Tobias Kaufmann, der einen anderen Teilaspekt untersuchte, unter der Supervision von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler.

Die Erhebung und Auswertung der psychologischen Daten erfolgte durch Frau Eva Hammer, die Durchführung der Brain-Computer Interface Sitzungen erfolgte durch

Frau Eva Hammer, Herrn Dr. Tobias Kaufmann und Fr. Dr. Sonja Kleih, die andere Teilaspekte als Untersuchungsschwerpunkt hatten sowie durch die Diplomandin Frederike Beyer.

Die statistische Auswertung erfolgte durch Frau Eva Hammer unter Mitarbeit von Herrn Dr. Tobias Kaufmann und unter Supervision von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler.

Ich versichere, das Manuskript selbständig unter Supervision von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler verfasst zu haben und keine weiteren als die von mir angegebenen Quellen verwendet zu haben.

Die dritte Studie (Hammer et al., 2018) wurde am Institut für Medizinische Psychologie und Verhaltensneurobiologie der Universität Tübingen unter der Betreuung von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler durchgeführt.

Die Konzeption der Studie erfolgte in Zusammenarbeit mit Frau Prof. Dr. Andrea Kübler.

Die Erhebung und Auswertung der psychologischen Daten erfolgte durch Frau Eva Hammer, die Durchführung der Brain-Computer Interface Sitzungen erfolgte durch Frau Eva Hammer in Zusammenarbeit mit Herrn Dr. Sebastian Halder und Fr. Dr. Sonja Kleih, die andere Teilaspekte als Untersuchungsschwerpunkt hatten.

Die statistische Auswertung erfolgte durch Eva Hammer unter Mitarbeit von Herrn Dr. Sebastian Halder und unter Supervision von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler.

Ich versichere, das Manuskript selbständig unter Supervision von Frau Prof. Dr. Andrea Kübler verfasst und keine weiteren als die von mir angegebenen Quellen verwendet zu haben.

Eva M. Hammer

*Die Sprache ist ein unvollkommenes Werkzeug.
Die Probleme des Lebens sprengen alle Formulierungen.
Antoine de Saint-Exupéry*

1 Einführung

Wie unvollkommen und zerbrechlich das Werkzeug der Sprache ist, erleben Menschen, die z.B. einen Schlaganfall erlitten haben, an spinaler Muskelatrophie oder an einer neurodegenerativen Erkrankung wie der Amyotrophen Lateralsklerose (ALS) erkrankt sind. Kommt es zu einer vollständigen Lähmung des gesamten motorischen Apparats, dem sog. Locked-in-Syndrom, ist keine Kommunikation, nicht einmal mehr über Mimik oder Gestik möglich.

Während der Datenerhebung zu meiner Diplomarbeit (Hammer, Häcker, Hautzinger, Meyer, & Kübler, 2008) stand ich Kontakt mit vielen ALS Patienten. Einen Einblick in ihre Lebens- und Krankengeschichte sowie in ihre individuellen Krankheitsbewältigungsstrategien erhalten zu können, hat mich wiederholt tief beeindruckt und persönlich bewegt. Hierbei wurde mir u.a. deutlich, wie sehr die zunehmende „Sprachlosigkeit“ den Alltag der Betroffenen, ihrer Angehörigen und Pflegekräfte prägte und erschwerte. Durch den Erhalt bzw. die Wiederherstellung der Kommunikationsfähigkeit könnte die Selbstwirksamkeit der Patienten deutlich gestärkt werden. Damit ist gemeint, dass der Betroffene sich wieder als handlungsfähig erlebt, auch unter schwierigen Umständen. Es scheint daher naheliegend, dass ein starker Zusammenhang zwischen dem Erhalt der Kommunikationsfähigkeit und der subjektiven Lebensqualität der Patienten gefunden wurde (Londral, Pinto, Pinto, Azevedo, & De Carvalho, 2015; Hecht et al., 2002), wobei letztere einen bedeutenden Einfluss auf die Lebenserwartung sowie auf die Entscheidung bzgl. lebenserhaltender Maßnahmen zu haben scheint (Bascom & Tolle, 2002).

Einen alternativen Kommunikationskanal für die beschriebenen Patientengruppen stellen Brain-Computer Interfaces (BCI; deutsch: Gehirn-Computer Schnittstellen) dar, durch die es völlig unabhängig von muskulärer Kontrolle mittels Steuerung von Hirnsignalen möglich ist, wieder in Kontakt mit der Umwelt zu treten. Das erste BCI wurde bereits 1973 von J. Vidal beschrieben. Inzwischen konnte vielfach belegt werden, dass es mit Hilfe von BCIs möglich ist, schwerbeeinträchtigten Patienten wieder eine „Sprache“ zu geben (z.B. Sellers, Ryan, & Hauser, 2014; Kübler et al., 2005; Kübler, Kotchoubey, Kaiser, Wolpaw, & Birbaumer, 2001; Birbaumer et al., 1999). Doch trotz des großen potentiellen Nutzens für schwerbeeinträchtigte Menschen sowie der rasanten Entwicklungen und der zahlreichen Verbesserungen der BCI-Ansätze in den letzten Jahren, gibt es bis jetzt noch kein kommerzielles BCI-System, das in den Alltag von Patienten Einzug gehalten hat (Ahn & Jun, 2015), auch wenn bei exemplarischen Patienten eine ausgedehnte Nutzung zuhause nachgewiesen werden konnte (Botrel, Holz, & Kübler, 2015; Holz, Botrel, & Kübler, 2015).

Eine große Herausforderung besteht dabei auch in der Tatsache, dass es nicht allen Anwendern (Gesunden wie Patienten) möglich ist, eine hinreichend hohe Trefferquote bei der BCI Steuerung zu erzielen, so dass die Möglichkeit zur Kommunikation für diese Personen deutlich erschwert bzw. nicht möglich ist. Dies ist vor allem für Patienten, die große Hoffnung in diese Methodik gesetzt hatten, sehr frustrierend und ebenso für die BCI Trainer belastend. Der Anteil der Anwender, denen es nicht gelingt, das BCI erfolgreich zu steuern, d.h. eine Trefferquote von mindestens 70% (sog. Kriteriumlevel für eine erfolgreiche Kommunikation nach Kübler, et al., 2001) zu erzielen, unterliegt einer großen Spannweite zwischen 10% und 50% (Blankertz, et al., 2010; Guger, Edlinger, Harkam, Niedermayer, & Pfurtscheller, 2003). Mitunter wurden BCI-Anwender, deren Leistungen unterhalb des Kriteriumlevels lagen, als „*BCI-Analphabeten*“ („*illiterates*“) beschrieben (Blankertz, et al., 2010; Vidaurre & Blankertz, 2010; Kübler & Müller, 2007). Diese Begrifflichkeit muss jedoch als einseitig und nicht umfassend genug eingestuft werden, da sie die Ursache schlechter BCI Resultate allein internal in die Person des BCI Anwenders attribuiert und daher diskriminierend ist. Zudem konnte inzwischen gezeigt werden, dass es durch Optimierungen der bestehenden BCI Ansätze möglich ist, das „*Illiteracy-Phänomen*“ zu überwinden (z. B. Kaufmann et al., 2013; Vidaurre & Blankertz, 2010). Daher scheint die Bezeichnung „*BCI inefficiency phenomenon*“

(z.B. Kübler, Blankertz, Müller, & Neuper, 2011) die treffendere Bezeichnung zu sein, die in der vorliegenden Arbeit mit BCI Ineffizienz Phänomen übersetzt wurde. Zudem muss berücksichtigt werden, dass es bislang noch keine trennscharfe Definition dafür gibt, ab wann die Leistung eines BCI-Anwenders tatsächlich als unzureichend bezeichnet werden darf bzw. wann es gerechtfertigt ist, von einem BCI Ineffizienz Phänomen zu sprechen (Ahn & Jun, 2015). Dies bereits nach einer ersten Trainingseinheit zu konstatieren wäre sicher zu vorschnell geurteilt, da bei BCI Novizen auch Variablen wie Nervosität oder mangelnde Vertrautheit mit dem System einen bedeutenden Einfluss auf die Leistung im BCI haben können.

Unabhängig von der Begrifflichkeit wird in einer Vielzahl von BCI-Studien die Erforschung respektive die Überwindung des BCI Ineffizienz-Phänomens als eine der größten Herausforderungen der aktuellen BCI-Forschung bezeichnet (z.B. Jeunet, Kaoua, & Lotte, 2016; Lotte et al., 2015; Allison & Neuper, 2010; Vidaurre & Blankertz, 2010).

Die zentrale Zielsetzung der dieser Ausarbeitung zugrundeliegenden Forschungsarbeiten bestand darin, psychologische Variablen zu identifizieren, die als Prädiktoren die Leistung in einem BCI vorhersagen können. Basierend auf diesen Prädiktoren könnten bestehende BCI Systeme adaptiert oder Trainingsprogramme für BCI Nutzer entwickelt und angepasst werden, um so langfristig das BCI Ineffizienz Phänomen reduzieren zu können.

Die hier vorliegende Ausarbeitung stellt eine Zusammenfassung, der drei zu dieser Fragestellung veröffentlichten Studien, dar.

2 Theoretischer Hintergrund

Zunächst wird eine kurze Einführung zum Thema Brain-Computer Interfaces gegeben, anschließend werden die populärsten Steuerungssignale aufgezeigt. Darauf folgt eine ausführliche Beschreibung der sog. sensomotorischen Rhythmen, die in zwei der zugrundeliegenden Studien als Input-Signale eingesetzt wurden – anschließend wird der aktuelle Stand der Prädiktorforschung dargestellt. In den darauffolgenden Abschnitten werden die spezifischen Charakteristika des ereigniskorreliertes Potenzials P300, das ebenfalls in einer der zugrundeliegenden Arbeiten eingesetzt wurde, beschrieben sowie aktuelle Prädiktorstudien vorgestellt.

2.1 Brain-Computer Interfaces und Input-Signale

Brain-Computer Interfaces (BCIs) ermöglichen eine direkte Verbindung zwischen dem Gehirn und einem Computer unter Umgehung des peripheren Nervensystems, so dass es selbst schwerbeeinträchtigten Personen wieder möglich ist, mit ihrer Umwelt zu kommunizieren (z.B. Nijboer, Birbaumer, & Kübler, 2010; Kübler et al., 2005). Als Input-Reize dienen die elektrischen Signale des Gehirns, die nicht-invasiv an der Schädeloberfläche mittels Elektroenzephalogramm (EEG) oder invasiv via implantierter Elektroden abgeleitet und in Steuersignale umgewandelt werden, so dass der BCI Nutzer in die Lage versetzt wird, ein Anwendungsprogramm (z.B. Kommunikationsprogramm oder Steuerung eines Rollstuhls) bedienen zu können. Der BCI Anwender erhält unmittelbare Rückmeldung über seine Hirnaktivität, so dass er lernen kann, diese willentlich zu verändern (Neurofeedback). Neben verschiedenen EEG Komponenten stellt z. B. die hämodynamische Aktivität des Gehirns ein weiteres Input-Signal dar, das mittels Funktioneller Magnetresonanztomographie (fMRT, z. B. Sorger, Reithler, Dahmen, & Goebel, 2012) oder Funktioneller Nahinfrarotspektroskopie (fNIRS, z. B. Chaudhary, Xia, Silvoni, Cohen, & Birbaumer, 2017) gemessen wird. Relevante Überblicksarbeiten zu EEG basierten BCIs liegen u.a. von Lotte und Kollegen (2015) und Millán und Kollegen (2010) vor.

Neben den beschriebenen Kommunikationsprogrammen gibt es eine Reihe weiterer vielversprechender Anwendungsbereiche wie die Rollstuhl- und Prothesensteuerung (z. B. Ramos-Murguialday et al., 2012; Khare, Santhosh, Anand, & Bhatia, 2011; Leeb et al., 2007), das Spielen von Computerspielen (z.B. Holz, Höhne, Staiger-Sälzer, Tangemann, & Kübler, 2013; Tangemann et al., 2009), das Steuern eines Webbrowsers (z.B. Mugler et al., 2008; Bensch et al., 2007) oder das sog. „Brain Painting“ (Zickler, Halder, Kleih, Herbert, & Kübler, 2013), bei dem die Anwender mittels BCI Steuerung Bilder malen können.

In der Literatur werden vornehmlich folgende BCI Steuerungssignale beschrieben: Sensomotorische Rhythmen (SMR; z.B. Yuan & He, 2014; Pfurtscheller & McFarland, 2012; Pfurtscheller & Neuper, 1997), ereigniskorrelierte Potentiale (EKP; engl. event related potentials, ERP), vor allem die sog. P300 Komponente (z.B. Sellers, Arbel, & Donchin, 2012; Kleih et al., 2011; Farwell & Donchin, 1988), langsame kortikale Potentiale (slow cortical potentials, SCP; z.B. Birbaumer et al., 1999) und visuell evozierte Bestandpotentiale (Steady-State Visual Evoked Potentials, SSVEP; z.B. Ahn, Kim & Jun, 2016; Allison, Faller, & Neuper, 2012; Müller-Putz, Scherer, Brauneis, & Pfurtscheller, 2005). Im Folgenden werden die Inputsignale, die in der vorliegenden Arbeit eingesetzt wurden (SMR und P300), ausführlich beschrieben.

2.2 Sensomotorische Rhythmen (SMR)

Tatsächlich ausgeführte Bewegungen, Bewegungsvorbereitungen und Bewegungsvorstellungen gehen mit einer Desynchronisation des sog. sensomotorischen Rhythmus (SMR) im kontralateralen primären motorischen und prämotorischen Kortex einher. Dieser enge Zusammenhang bildet die Grundlage für BCIs, die mittels Bewegungsvorstellung gesteuert werden, im Folgenden als SMR-BCIs bezeichnet. Im EEG zeigt sich diese ereigniskorrelierte Desynchronisation (event-related desynchronization; ERD) des SMR oder μ -Rhythmus durch Bewegungsausführung oder –vorstellung unter zentralen Elektroden (meist unter C3 und C4) in einem Alpha-Frequenzbereich von 8-13Hz und im Beta-Band zwischen 20-30Hz. Nach der Bewegungsphase oder während einer Entspannungsphase synchronisiert der SMR wieder (Pfurtscheller, Brunner, Schlögl, & da Silva, 2006;

Pfurtscheller & Lopes da Silva, 1999). Eine Bewegungsvorstellung führt zu einer Desynchronisation an einer festgelegten, jedoch benutzerabhängigen, Lokalität. So führt die Bewegungsvorstellung der linken Hand zur Desynchronisation des SMR im kontralateralen rechten motorischen Kortex und umgekehrt. Die Füße sind kortikal in der zentralen Scheitelposition lokalisiert.

Der Anteil der Nutzer, denen es nicht möglich ist, ein SMR-BCI erfolgreich zu steuern, liegt zwischen 10 und 50% (Blankertz, et al., 2010; Guger, Edlinger, Harkam, Niedermayer, & Pfurtscheller, 2003). Warum es nicht allen Nutzern möglich ist, ein SMR-BCI zu steuern, ist noch nicht eindeutig geklärt: Einem Teil der Probanden scheint es nicht möglich zu sein, ihren μ -Rhythmus zu modulieren (Vidaurre & Blankertz, 2010). In der vorliegenden Arbeit wurden zwei SMR-BCIs eingesetzt, die auf gegensätzlichen Lernprinzipien gründen: Das Berliner Brain-Computer Interface (BBCI), basiert auf den Techniken des maschinellen Lernens, das eine erfolgreiche BCI-Steuerung bereits nach einer 30minütigen Kalibrierung und ohne weiteres Benutzertraining durch die Berechnung eines sog. Klassifikators möglich macht (Blankertz, Dornhege, Krauledat, Müller, & Curio, 2007; aktuelle Überblicksarbeit: Blankertz et al., 2016). Blankertz und Kollegen (2008) berichten, dass acht von 14 BCI Novizen in ihrer ersten BCI Sitzung eine Trefferquote von mehr als 84% erzielen konnten und die Performanz weiterer vier Probanden über 70% lag.

Des Weiteren wurde ein SMR-BCI eingesetzt, das auf einem klassischen Neurofeedback-Paradigma beruht. Hierbei werden die BCI Nutzer instruiert sich z.B. Hand- oder Fußbewegung in Abhängigkeit von visuellen Hinweisreizen, die ihnen auf einem Computerbildschirm präsentiert werden, vorzustellen. Meist stellen die Cursorbewegungen auf dem Bildschirm das Echtzeit-Feedback der SMR-Amplitude des BCI Nutzers dar. Im Vergleich dazu wird beim Berliner BCI Ansatz jede Veränderung im EEG, die kontingent zur Aufgabe ist, verstärkt. Das Training mit dem klassischen Neurofeedback BCI kann mehrere Wochen in Anspruch nehmen. So gelang es z.B. Kübler und ihren Kollegen (2005) vier ALS Patienten zu trainieren, ihren SMR-Rhythmus verlässlich zu regulieren, so dass eine durchschnittliche Performanz von über 70% erzielt werden konnte.

2.3 Prädiktorforschung SMR-BCI

Ein Prädiktor kann als eine Variable definiert werden, die zur Vorhersage einer anderen, der sog. Kriteriumsvariablen, herangezogen wird. In der Regressionsanalyse stellt der Prädiktor die unabhängige Variable dar, für die berechnet wird, wie viel Varianz sie an der Kriteriumsvariablen erklären kann. Inzwischen gibt es eine Reihe von Prädiktorstudien, in denen der Einfluss unterschiedlicher Variablen auf die Leistung in einem SMR-BCI untersucht wurde. Ahn und Jun (2015) teilten die aktuellen Studienergebnisse in ihrer Übersichtsarbeit in vier Kategorien ein: Persönliche Informationen, psychologische, anatomische und physiologische Faktoren. Dabei handle es sich um Unterschiede, die zwischen den Anwendern bestehen (Inter-Subjekt-Variablen), davon könnten noch psychologische und physiologische Veränderungen innerhalb der Person des BCI Anwenders unterschieden werden (Intra-Subjekt-Variablen), so die Autoren.

Im Folgenden wird ein kurzer Überblick zur aktuellen Datenlage bzgl. relevanter SMR-Prädiktoren aufgezeigt: In einer Langzeitstudie mit sechs ALS Patienten, die insgesamt 20 SMR-BCI Sitzungen absolvierten sowie in einer Studie mit gesunden Probanden, waren spezifische Motivationsvariablen mit der BCI Performanz korreliert, wohingegen kein Zusammenhang zur Stimmung der Patienten identifiziert werden konnte (Kleih et al., 2013; Nijboer, Birbaumer, & Kübler, 2010). Ebenfalls scheint die Kontrollüberzeugung der Probanden im Umgang mit technischen Apparaturen einen signifikanten Einfluss auf die BCI Performanz zu haben (Witte, Kober, Ninaus, Neuper, & Wood, 2013; Burde & Blankertz, 2006). Erhielten Probanden die Instruktion, sich die Bewegungen kinästhetisch vorzustellen, zeigten sie bessere Leistungen im SMR-BCI (Neuper, Scherer, Reiner, & Pfurtscheller, 2005). Damit in Einklang stehend berichten Vuckovic und Osuagwu (2013), dass Probanden mit hohen Werten in einem Fragebogen für kinästhetische Bewegungsvorstellung bessere Leistungen im BCI zeigten und weiter berichten sie, dass sich durch die physische Anwesenheit des Objekts (ein Becher; Vorstellungsaufgabe: Greifen nach dem Becher) die Trefferquote bei den Probanden erhöhte, die geringe kinästhetische Vorstellungsfähigkeiten angegeben hatten. Der gegenläufige Effekt konnte hingegen für Studienteilnehmer mit sehr hohen Werten im Bewegungsvorstellungsfragebogen beobachtet wurde. Randolph und Kollegen (Randolph, 2012; Randolph, Jackson, & Karmakar, 2010) berichten einen positiven

Zusammenhang zwischen dem Alter der Probanden und der täglichen Menge an Arm-Hand-Bewegungen - wie sie beim Spielen eines Musikinstrumentes oder beim Computerspielen ausgeführt werden - mit der Leistung im BCI.

Kaufmann und Kollegen präsentierten ihren Probanden entweder ein herkömmliches unimodales Feedback oder ein multimodales Feedback, das dem BCI Nutzer zusätzliche Informationen über die Stärke der Bewegungsvorstellung durch Veränderung der Richtung, Form und Farbe des Cursors übermittelt (Kaufmann, Williamson, Hammer, Murray-Smith, & Kübler, 2011). Die beiden Gruppen zeigten keine Unterschiede hinsichtlich der BCI Performanz, so dass die zusätzliche Information keinen Vorteil für die Probanden brachte, noch die größere Auslastung der Aufmerksamkeitsprozesse zu einer Verschlechterung im BCI geführt hätte.

Aktuelle umfangreiche Prädiktorstudien wurden von der Arbeitsgruppe um Fabien Lotte und Camille Jeunet veröffentlicht: Ziel der Autoren war es, den Einfluss kognitiver und persönlichkeitsbezogener Variablen sowie Effekte des Feedbacks auf die BCI-Performanz zu untersuchen, um auf Basis dieser Ergebnisse das BCI Trainingsprotokoll anzupassen (Lotte & Jeunet, 2015). Die Autoren setzten für ihre Studien das sog. „*Grazer BCI*“ (z.B. Pfurtscheller, Flotzinger, & Kalcher, 1993) ein, das ebenfalls auf Bewegungsvorstellungen basiert und sowohl maschinelles Lernen, als auch Neurofeedbacklernen integriert. Es konnte ein starker Zusammenhang zwischen räumlichen Fertigkeiten (gemessen über Mentale Rotationstest; $r = .70$) und der BCI Leistung gefunden werden (Jeunet, Jahanpour, & Lotte, 2016; Jeunet, Nkaoua, Subramanian, Hachet, & Lotte, 2015). Basierend auf diesen Ergebnissen entwickelten die Autoren ein Trainingsprotokoll mit mentalen Rotationsaufgaben zur Verbesserung räumlicher Fertigkeiten.

Hinsichtlich relevanter Persönlichkeitsfaktoren gelang es Jeunet und Kollegen (Jeunet, Nkaoua, et al., 2015) ein stabiles Regressionsmodell mit den Persönlichkeitsdimensionen „*Innere Gespanntheit*“, „*Eigenständigkeit*“ und „*Abstraktes Denken*“ und einer weiteren Variablen, die den Lernstil widerspiegelt (aktiv/reflektiv), zu identifizieren. Auf Basis dieses Modells war es ihnen möglich, 80% der Gesamtvarianz der BCI Performanz aufzuklären. Mit dem Ziel, Probanden, die hohe Werte auf der Skala „*Innere Gespanntheit*“ aufweisen und sich als wenig eigenständig beurteilen, den Trainingsprozess zu vereinfachen, entwickelten sie einen sog. „*Learning Companion*“ (PEANUT = *Personalised Emotional Agent for Neurotechnology User-Training*) der dem BCI Nutzer, die fehlende soziale Präsenz

und emotionale Unterstützung zur Seite stellen sollte. In einer Pilotstudie (Pillette et al., 2017) wurde die Wirksamkeit des „*Learning Companion*“ an einer Gruppe von 10 BCI Nutzern im Vergleich zu einer Kontrollgruppe getestet. Die durchschnittliche BCI Performanz unterschied sich nach drei Sitzungen nicht signifikant zwischen den Gruppen, jedoch zeigten die Trefferquoten der PEANUT Gruppe eine signifikant kleinere Varianz auf, als die der Kontrollgruppe. Die Autoren schlossen daraus, dass ein Teil der Probanden möglicherweise von der Unterstützung durch den „*Learning Companion*“ profitieren konnte, während es für den anderen Teil eher gegenteilige Effekte gehabt haben könnte. Probanden der Experimentalgruppe stufen die Erlernbarkeit des BCI-Systems höher ein als diejenigen der Kontrollgruppe.

Zuletzt wurde der Einfluss des Feedbacks auf die BCI Performanz untersucht (Jeunet, Vi, et al., 2015). Die Autoren hatten die Hypothese, dass ein visuelles Feedback bei einer visuellen BCI Aufgabe zu einer Überforderung des Probanden führen könnte. Beim alternativen Einsatz eines taktilen Feedbacks zeigten die Probanden bessere Leistungen sowohl im BCI als auch bei einer zusätzlichen - BCI unabhängigen - Aufgabe. Die Autoren führen aus, dass durch das taktile Feedback an der Hand, der motorische Kortex stärker aktiviert wurde und die bessere BCI Leistung darauf zurück zu führen sein könnte.

Hinsichtlich neurophysiologischer Korrelate, die ebenfalls als BCI Prädiktoren herangezogen werden können, entwickelte die Arbeitsgruppe um Blankertz (Blankertz, et al., 2010) einen neurophysiologische Prädiktor (wiederholt als SMR-Prädiktor bezeichnet, da sein Wert die Stärke der SMR widerspiegelt), der auf Basis einer lediglich zweiminütigen Kalibrierungsphase mit zwei Laplacian EEG Kanälen berechnet wurde. Eine Varianzaufklärung von 28% hinsichtlich der späteren BCI Performanz (mit dem BCI) war mit Hilfe dieses Prädiktors möglich. Halder und Mitarbeiter (2011) konnten unterschiedlich starke Aktivierungen in präfrontalen und supplementären prämotorischen Arealen in Abhängigkeit davon identifizieren, ob es sich um BCI Nutzer mit sehr guten oder sehr schlechten Leistungen in einem SMR-BCI handelte.

Einen weiteren neurophysiologischen Prädiktor präsentieren Bamdadian und Kollegen, der aus Informationen aus frontalen Theta, parietalen Alpha und zentralen Beta Frequenzbändern berechnet wurde und zwar während einer kurzen Entspannungsphase vor dem Start der BCI Steuerung (Bamdadian, Guan, Ang, & Xu, 2014). Der Prädiktor korrelierte zu $r = .53$ mit der BCI Performanz

(Varianzaufklärung von 29%). Die genannten Frequenzbänder werden als neuronale Korrelate von Aufmerksamkeitsprozessen und des Arbeitsgedächtnisses gewertet. Vielversprechend sind auch die Studienergebnisse von Zhan und Kollegen (2015), die mit Hilfe spektraler Entropie aus dem Ruhe-EEG (bei geschlossenen Augen, von C3) ihrer Probanden die spätere Leistung in einem SMR-BCI vorhersagten ($r = .65$). Der Reliabilität des Prädiktors, gemessen in einer zweiten Sitzung nach drei Monaten, war mit einer durchschnittlichen Klassifikationsgenauigkeit von 89% recht hoch.

Verschiedene Lernmodelle wurden herangezogen, um zu erklären, wie die Regulation der beschriebenen physiologischen Prozesse überhaupt erlernt werden kann: Basierend auf den Gesetzen des operanten Konditionierens (Skinner, 1945), würde ein Verhalten, auf das eine positive Konsequenz (z.B. Smiley auf dem Bildschirm) erfolgt, häufiger auftreten. Lang und Twentyman postulierten (1976), dass das Feedbacklernen physiologischer Prozesse sehr stark dem Erlernen motorischer Abläufe gleicht – d.h. die Kontrolle über den eigenen Herzschlag zu erlangen unterscheidet sich nicht wesentlich von dem Erlernen des Bewegungsablaufes beim Tennisspielen. Die Bedeutung der Instruktion wird in der „*dual process theory*“ von Lacroix und Gowen (1981) betont. Die Auswahl einer geeigneten Strategie erfordert ein hohes Maß an Aufmerksamkeitsressourcen. Hat der Lernende bereits eine passende Strategie, wird er diese beibehalten und verbessern. Besitzt er keine, muss er ein neues motorisches Aktivitätenmodell entwickeln, das nach mehreren Durchläufen automatisiert operiert. Die „*dual process theory*“ kann als Kombination der beiden anderen Lerntheorien angesehen werden.

Dass implizite Lernmechanismen eine bedeutende Rolle in einem auf Neurofeedback basierenden BCI spielen, legen die Studienergebnisse von Kober, Witte, Ninaus, Neuper und Wood (2013) nahe: Den größten Lernzuwachs über 10 BCI-Sitzungen zeigten hierbei die Probanden, die keine spezifische Strategie zur Regulation ihres SMR entwickelt hatten.

2.4 Das ereigniskorrelierte Potential P300

Das Charakteristikum der sog. P300-Komponente, dem wohl populärsten ereigniskorrelierten Potential (EKP), ist ein positiver Ausschlag im EEG unter zentralen und parietalen Elektroden (Polich, 2007) rund 300ms nach der Darbietung eines seltenen Reizes in einer Sequenz von Standardreizen (Bsp: ein tiefer Ton in einer Folge hoher Töne). Diese Versuchsanordnung wird in der Regel als Oddball-Paradigma bezeichnet (Fabiani, Gratton, Karis, & Donchin, 1987). In der vorliegenden Arbeit wurden zwei P300 gesteuerte BCIs (im folgenden P300-BCI) eingesetzt; eines das auf visuell evozierten und eines das auf auditorisch evozierten Potentialen basiert. Der sog. „*visual Speller*“ wurde von Farwell und Donchin (1988) entwickelt, die ihren Probanden eine Matrix mit 6x6 Buchstaben auf einem Computerbildschirm präsentierten.

Während eines Durchgangs blinken die Zeilen und Spalten in zufälliger Reihenfolge auf, wobei die Aufgabe des Probanden darin besteht, seine Aufmerksamkeit auf den Buchstaben zu richten, den er auswählen möchte und in Gedanken zu zählen wie häufig dieser in Zeile oder Spalte aufleuchtet. So wird dieser Buchstabe zum seltenen Ereignis im Oddball-Paradigma und löst demnach immer dann eine P300 beim Probanden aus, wenn der Ziel-Buchstabe aufblickt. Während der Datenanalyse wird mit Hilfe eines Klassifikationsalgorithmus die Reihe und die Spalte mit der größten P300 identifiziert und so der Zielbuchstabe aus der Matrix ausgewählt. Eine detaillierte Beschreibung des „*visual Spellers*“ ist bei Sellers, Arbel und Donchin (2012) zu finden.

P300-BCIs können als benutzerfreundlich bezeichnet werden, da eine effektive Steuerung bereits nach kurzer Trainingszeit möglich ist und selbst schwerbeeinträchtigte Patienten in der Regel eine hohe Trefferquote sowie eine hohe Übertragungsrate erzielen (z.B. Kaufmann et al., 2013; Nijboer, Sellers, et al., 2008) Aufgrund dieser Vorteile ist es möglich, dass P300-BCIs auch außerhalb des Labors beim Patienten zu Hause zur Kommunikation eingesetzt und von geschulten Laien bedient werden können (Käthner et al., 2017; Botrel, Holz, & Kübler, 2015; Holz, Botrel, Kaufmann, & Kübler, 2015; Sellers, Vaughan, & Wolpaw, 2010).

Der beschriebene „*visual Speller*“ stößt jedoch bei Patienten im sog. „*Completely locked-in state*“ (CLIS) - einem Zustand, in dem Patienten ihre Augenbewegungen nicht mehr kontrollieren können - an seine Grenzen. In der aktuellen Arbeit wurde der

„*auditorische Speller*“, entwickelt von Furdea und Kollegen (2009), eingesetzt. Hierbei wird den Probanden eine Buchstaben-Matrix auf dem Bildschirm präsentiert, in der jeder Buchstabe wie in einem Koordinatensystem durch zwei Zahlen repräsentiert ist. Die Matrix dient dabei lediglich als Orientierungshilfe, da im Gegensatz zum visuellen P300-BCI kein Aufblinken der Buchstaben erfolgt, sondern die Koordinaten der Buchstaben auditiv präsentiert werden. In der Literatur sind inzwischen auch andere Versuchsanordnungen zu finden, die sich vor allem hinsichtlich der eingesetzten auditiven Stimuli unterscheiden (Baykara et al., 2016; Simon et al., 2015; Käthner et al., 2013; Schreuder, Thurlings, Brouwer, Erp, & Tangermann, 2012; Höhne, Schreuder, Blankertz, & Tangermann, 2011; Schreuder, Rost, & Tangermann, 2011). Neben der auditorischen Stimulation wurden inzwischen auch P300-BCIs mit taktiler Stimulation entwickelt und erfolgreich an Patienten im CLIS erprobt (Guger et al., 2017).

2.5 Prädiktorforschung P300-BCI

Die Datenlage hinsichtlich reliabler und valider Prädiktoren bei P300 gesteuerten BCIs ist überschaubar. Dies trägt vermutlich der Tatsache Rechnung, dass bei diesem Ansatz insgesamt hohe Trefferquoten erzielt werden (z.B. Guger et al., 2009). Folgende relevante Studienergebnisse liegen hinsichtlich psychologischer Prädiktoren vor:

Kleih und Kollegen manipulierten das Ausmaß an Motivation durch unterschiedlich hohe finanzielle Vergütung entsprechend der Leistung im BCI (Kleih, Nijboer, Halder, & Kübler, 2010). Die P300 Amplitude der Probandengruppe mit der höchsten Motivation fiel signifikant höher aus, als die bei der Probandengruppe mit der geringsten Motivation. Jedoch konnten Kleih und Kübler (2013) in einer späteren Studie keine Korrelation zwischen der Variable „*Motivation, Patienten zu helfen*“ und der P300-BCI Performanz oder der P300 Amplitude identifizieren. Allerdings zeigten Studienteilnehmer mit geringen Empathiewerten (geringe Fähigkeit im Perspektivwechsel) überraschenderweise signifikant höhere P300 Amplituden. Die Autoren schlossen aus diesen Ergebnissen, dass hoch empathische Probanden, emotional stärker involviert waren und sich daher schlechter auf die eigentliche Aufgabe konzentrieren konnten. Baykara und Mitarbeiter (2016) untersuchten

ebenfalls den Einfluss von Motivation und Trainingseffekten in einem „*Multi-Class*“ P300-BCI bei 16 gesunden Studienteilnehmern. Die Motivationsmaße hatten einen signifikanten Einfluss auf die Leistung der Probanden, als auch auf die P300 Amplitude.

Käthner und Kollegen konnten zeigen, dass eine höhere Arbeitsbelastung in Zusammenhang mit einer reduzierten P300 Amplitude und schlechterer BCI Performanz stand (Käthner, Wriessnegger, Müller-Putz, Kübler, & Halder, 2014). Dieser Effekt wurde von Ke und Mitarbeitern (2016) ebenfalls so beobachtet. Sie berichten jedoch auch von einem positiven Einfluss erhöhter Arbeitsbelastung, nämlich wenn die Arbeitsbelastung sowohl in der Trainingsphase als auch in der anschließenden praktischen Anwendungsphase erhöht war. Die Variablen „*Arbeitsgedächtnis*“ und „*allgemeine Intelligenz*“ wurden ebenfalls als Prädiktoren identifiziert (Sprague, McBee, & Sellers, 2016), wobei die Variable „*Arbeitsgedächtnis*“ ihre Signifikanz unter der Berücksichtigung weiterer Co-Variablen wie Müdigkeit und Stimmung verlor. Dennoch steht dieses Resultat in Einklang mit der Studie von Morgan und Kollegen, die zeigten, dass die P300 Amplitude abnahm, wenn die Auslastung des Arbeitsgedächtnisses zunahm (Morgan, Klein, Boehm, Shapiro, & Linden, 2008).

Den Einfluss von Persönlichkeitsvariablen des Big Five Questionnaires auf die P300 Amplitude in einem auditorischen Oddball-Paradigma untersuchten Gurrera und Kollegen (Gurrera, O'Donnell, Nestor, Gainski, & McCarley, 2001): Es fanden sich positive Korrelationen mit den Faktoren „*Gewissenhaftigkeit*“, „*Verträglichkeit*“, „*Extraversion*“ und „*Offenheit*“ und eine negative Korrelation mit dem Faktor „*Neurotizismus*“. Einen Einfluss der Persönlichkeitseigenschaft „*Impulsivität*“ berichten Russo und Mitarbeiter – Probanden mit höheren Werten in einem Impulsivitäts-Selbstbeurteilungsfragebogen wiesen geringere P300 Amplituden auf (Russo, De Pascalis, Varriale, & Barratt, 2008). Bei der Interpretation der Ergebnisse der letzten beiden Studien muss jedoch berücksichtigt werden, dass diese auf einem Oddball-Paradigma beruhen und nicht auf einem P300-BCI Ansatz, so dass die Generalisierbarkeit der Ergebnisse eingeschränkt ist. Dennoch können sie als Grundlage dienen, potentielle P300-BCI Prädiktoren auszuwählen.

Von Nijboer, Birbaumer und Kübler (2010) liegt eine der wenigen BCI Prädiktorstudien mit Patienten vor. Sie untersuchten den Einfluss psychologischer Variablen wie Depression oder Stimmung bei sechs ALS Patienten, die entweder ein

P300-BCI oder ein SMR-BCI steuerten. „*Challenge*“ und „*Mastery confidence*“ (Subskalen des Fragebogens zur aktuellen Motivation; Rheinberg, Vollmeyer, & Burns, 2001; für BCI adaptiert: Nijboer, Furdea, et al., 2008) zeigten eine positive Korrelation mit der BCI Leistung, während „*Incompetence of fear*“ negativ korrelierte. Die aktuelle Stimmungslage erwies sich nicht als signifikanter BCI Prädiktor. Geronimo und Kollegen folgend, lassen sich ALS Patienten mit zunehmender körperlicher Beeinträchtigung immer weniger für ein BCI begeistern, jedoch änderte sich diese Einstellung in Abhängigkeit mit dem erlebten Erfolg während der BCI Nutzung (Geronimo, Stephens, Schiff, & Simmons, 2015).

Weiter gibt es Studien, die einen Einfluss neurophysiologischer Parameter sowie einen Effekt der Stimuluspräsentation nahelegen: Halder und Mitarbeiter (Halder, Ruf, et al., 2013) konnten in einer Stichprobe mit motorisch stark beeinträchtigten Patienten eine hohe Korrelation ($r = -.86$) zwischen der Amplitude der N2-Komponente (Teil der P300-Komponente) - basierend auf einer vorgeschalteten auditiven Oddball-Sequenz - und der späteren Leistung in einem P300-BCI (Steuerung eines Internetbrowsers) identifizieren. Auch bei 40 gesunden Studienteilnehmern wurden EKP Parameter aus einem auditiven Oddball als Prädiktoren für die spätere BCI-Steuerung identifiziert (Halder, Hammer, et al., 2013). Weiter berichten Kaufmann und Kollegen von einem Zusammenhang zwischen der Herzratenvariabilität und der Leistung in einem visuellen P300-BCI bei gesunden Probanden (Kaufmann, Vögele, Sütterlin, Lukito, & Kübler, 2012). Kaufmann und Kollegen (2013) konnten weiter zeigen, dass die Leistung sowohl bei Gesunden wie auch bei Patienten mit neurodegenerativen Erkrankungen mit einem visuellen P300-BCI, bei dem Gesichter als Stimuli („*Faceflashing*“) eingesetzt wurden, signifikant gesteigert werden konnte. Beeindruckender Weise zeigten zwei Patienten, deren BCI Leistungen mit dem klassischen „*Visual Speller*“ deutlich unter dem Kriteriumlevel lagen, beim „*Faceflashing*“ nahezu perfekte Trefferquoten. Kaufmann und Mitarbeiter argumentierten, dass das Signal-Rausch-Verhältnis der EKPs in der „*Faceflashing*“ Bedingung signifikant vergrößert war, so dass der Einfluss von Artefakten, wie sie durch künstliche Beatmung hervorgerufen werden, minimiert werden konnte.

Zusammenfassend muss geschlossen werden, dass das Wissen hinsichtlich psychologischer P300-BCI Prädiktoren eher gering ist und insbesondere kaum Daten von Patientenstichproben vorliegen. Eine Generalisierbarkeit der Ergebnisse von gesunden BCI Nutzern auf Patienten ist aus verschiedenen Gründen nur eingeschränkt möglich - hierauf wird in der Diskussion ausführlicher eingegangen.

3 Zielsetzung

Das übergeordnete Ziel der drei Studien, die dieser Arbeit zugrundeliegen, bestand darin, psychologische Variablen zu identifizieren, die als Prädiktoren der BCI Steuerung herangezogen werden können - mit der Intention, das BCI Ineffizienz Phänomen besser verstehen und Grundlagen dafür zu schaffen, es langfristig überwinden zu können.

Die unabhängigen Variablen (psychologische Parameter) wurden für alle drei Studien auf der Basis der relevanten und eingangs zitierten Literatur und der zugrundeliegenden Lerntheorien ausgewählt, so dass eine große psychologische Testbatterie erstellt wurde. Als abhängige Variablen wurden die Trefferquote sowie die entsprechenden physiologischen Korrelate ausgewählt, wobei in jeder Studie ein anderer BCI-Ansatz realisiert wurde: In der ersten Studie wurde das Berliner Brain-Computer Interface eingesetzt, in der zweiten Arbeit ein klassisches Neurofeedback Paradigma und in der dritten Studie schließlich ein P300-BCI. Für alle drei Studien wurden gesunde Teilnehmer, überwiegend Studenten mit keinerlei Vorerfahrung in der BCI-Steuerung, rekrutiert. Die psychologischen Tests wurden drei Untergruppen (Leistungstests, Persönlichkeitstests und klinische Tests) zugeteilt und alle in elektronischer Form präsentiert und bearbeitet. Weitere Details zur Methodik können den angehängten Veröffentlichungen entnommen werden.

3.1 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz mit dem Berliner Brain-Computer Interface

Referenz: Hammer, E.M., Halder, S., Blankertz, B., Sannelli, C., Dickhaus, T., Kleih, S., Müller, K.R., & Kübler, A. (2012). Psychological predictors of SMR-BCI performance. *Biological Psychology* 89, 80-86.

Ziel der ersten Studie war es, psychologische Prädiktoren bei der Steuerung eines SMR-BCI zu identifizieren. Hierbei wurde das BBCI eingesetzt, das auf den Techniken des maschinellen Lernens basiert. Unter Berücksichtigung der vorliegenden Literatur wurden positive Zusammenhänge mit den Variablen Vorstellungsfähigkeit, visuomotorische Koordinationsleistung, Aufmerksamkeit und impliziten Lernfertigkeiten erwartet. Allenfalls geringe Korrelationen wurden hinsichtlich Intelligenz, Persönlichkeitsfaktoren sowie psychologischem Wohlbefinden, Motivation und Stimmung erwartet.

3.2 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz in einem klassischen Neurofeedback SMR-BCI

Referenz: Hammer, E., Kaufmann, T., Kleih, S.C., Blankertz, B., & Kübler, A. (2014). Visuo-motor coordination ability predicts performance with brain-computer interfaces controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR). *Frontiers in Human Neuroscience* 8, 574.

Ziel der zweiten Studie war es, die Ergebnisse der ersten Studie zu replizieren und in einem zweiten Schritt die aktuelle SMR-BCI Performanz auf Basis des ersten Regressionsmodells vorherzusagen, so dass Aussagen zur Validität der Prädiktoren gemacht werden können. Im Gegensatz zur ersten Studie wurde ein klassisches, auf den Prinzipien des Neurofeedbacks beruhendes, SMR-BCI eingesetzt. Zudem erwarteten wir aufgrund der Involvierung menschlichen Lernens in diesem BCI-Paradigma, weitere psychologische Prädiktoren identifizieren zu können.

3.3 Psychologische Prädiktoren der Performanz in einem visuellen und auditorischen P300-BCI

Referenz: Hammer, E.M., Halder, S., Kleih, S.C. & Kübler, A. (2018). Psychological predictors of visual and auditory P300 Brain-Computer Interface performance. *Frontiers in Neuroprosthetics*.

Das Ziel der dritten Studie bestand darin, psychologische Prädiktoren der P300-BCI Steuerung (bei visuellem und auditorischem P300-BCI), basierend auf zuvor erhobenen psychologischen Testvariablen, zu identifizieren. Wir erwarteten eine moderate Korrelation zwischen den Faktoren Aufmerksamkeit, Konzentration, Motivation und den Persönlichkeitseigenschaften Gewissenhaftigkeit, Verträglichkeit, Extraversion, Offenheit und Neurotizismus mit der P300-Performanz, während wir andererseits erwarteten, dass andere Persönlichkeits- oder Leistungsvariablen sowie Intelligenz und klinische Parameter keinen oder allenfalls geringen Einfluss zeigen würden.

4 Ergebnisse

4.1 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz mit dem Berliner Brain-Computer Interface

Randnotiz: 83 gesunde BCI Novizen bearbeiteten am ersten Untersuchungstag die psychologischen Tests, an einem weiteren Tag erfolgte die BCI Sitzung mit einer kurzen Kalibrierungssitzung und anschließenden drei Trainingsdurchgängen. Die ausführliche Methodik ist der Originalarbeit (siehe Anhang A) zu entnehmen.

4.1.1 Deskriptive Daten

Die Probanden zeigten über alle drei Trainingssitzungen hinweg eine durchschnittliche Leistung von $M = 74.00\%$ ($SD = 16.48$, Bandbreite 47-100). In der ersten Sitzung lag der Mittelwert mit $M = 75.03\%$ ($SD = 16.97$) am höchsten, gefolgt von $M = 75.20\%$ ($SD = 17.05$) in der zweiten und $M = 71.75\%$ ($SD = 17.07$) in der dritten Trainingssitzung. Mittels einfaktorieller Varianzanalyse mit Messwiederholung konnte ein signifikanter Zeiteffekt hinsichtlich potentieller Leistungsunterschiede identifiziert werden ($F_{2,132} = 3.607$, $p < .05$): Hierbei fand sich kein signifikanter Unterschied zwischen dem ersten und zweiten Training ($F_{1,66} = .007$, $p < .933$), jedoch ein signifikanter Rückgang der Trefferquoten zwischen Training zwei und drei ($F_{1,66} = 5.039$, $p < .05$). Aufgrund von „Drop-outs“ in Sitzung 3 wurde für alle weiteren Analysen der Mittelwert aus Sitzung 1 und 2 verwendet ($M = 75.11$; $SD = 16.56$). Das Kriteriumlevel von $>70\%$ erreichten 50 (62,5%) der insgesamt 80 Probanden. Die gewählte Imaginationsstrategie (z.B. Hand zur Faust ballen oder Gitarre spielen) hatte keinen signifikante Einfluss auf die SMR-BCI Performanz (Hand: $F_{2,77} = .254$; $p = .776$; Fuß: $t_{(73)} = -.262$; $p = .794$), ein Geschlechterunterschied konnte ebenfalls nicht beobachtet werden ($t_{(78)} = -.151$; $p = .880$).

Das Alter der Probanden korrelierte signifikant mit der SMR-BCI Performanz (Spearman $r = -.23$; $p < .05$). In der Regressionsanalyse zur Identifikation signifikanter Prädiktoren wurde die Variable Alter als sog. Indikator Variable aufgenommen (Gruppe 1 ≤ 40 Jahre, Gruppe 2 > 40 Jahre).

4.1.2 Prädiktoranalyse

Lediglich zwei psychologische Variablen zeigten signifikante Korrelationen mit der SMR-BCI Performanz: Eine mittlere Korrelation von $r = .43$ ($p < .001$; korrigiertes Alpha: $p = .005$) wies die Ergebnisvariable *„Mittlere Fehlerdauer Gesamt“* des 2HAND-Tests (Schuhfried, 2007b) auf, der zum einen die sensomotorische Koordinationsleistung zwischen Auge und Hand, als auch die Koordination zwischen linker und rechter Hand erfasst. Die Ergebnisvariable *„Mittlere Fehlerdauer Gesamt“* im Speziellen ist ein Indikator für die Genauigkeit feinmotorischer Bewegungen (v.a. ein Maß für die Güte kompensatorische Bewegungen) und gibt darüber hinaus auch Auskunft über die Genauigkeit der Informationsverarbeitung. Weiter korrelierte die Ergebnisvariable *„Leistungsniveau“* des Tests *„Arbeitshaltungen“* (AHA; Kubinger & Ebenhöf, 1996), die als Maß für die Konzentrationsfähigkeit interpretiert werden kann ($r = .50$; $p = .002$; korrigiertes Alpha: $p = .002$), signifikant mit der Trefferquote im SMR-BCI.

Für den AHA-Test lagen lediglich Daten von $n = 40$ Probanden (Teilstichprobe aus Tübingen) vor, daher wurden zwei Regressionsanalysen wie folgt berechnet: In das erste Modell mit einer Stichprobe von 80 Probanden gingen demnach zwei unabhängige Variablen ein (*„Mittlere Fehlerdauer Gesamt“* und die Indikatorvariable *„Alter“*). Die Gesamtvarianzaufklärung lag bei 12,2% ($R^2 = .122$), wobei die 2HAND-Variable 11,4% erklärte, so dass der zusätzliche Effekt der Variablen *„Alter“* marginal war. Das zweite Regressionsmodell ($n = 40$) schloss die Variablen *„Mittlere Fehlerdauer Gesamt“*, *„Leistungsniveau“* und *„Alter“* ein. Die Varianzaufklärung für die beiden psychologischen Variablen lag zusammen bei 24,4% und stieg nach Einschluss der Indikator Variablen *„Alter“* auf lediglich 25,5%. Leider verfehlten alle Prädiktoren das Signifikanzniveau; für den Prädiktor *„Leistungsniveau“* konnte ein Trend beobachtet werden ($p = .086$).

Zuletzt wurde der neurophysiologischen *„SMR-Prädiktor“* von Blankertz und Kollegen (2010), der im Rahmen dieser Studie erfasst wurde, dem Regressionsmodell hinzugefügt: Für die Gesamtstichprobe ($N = 80$) konnte eine Varianzaufklärung von 30,2% ausgemacht werden (UV: *„Mittlere Fehlerdauer Gesamt“*, *„SMR-Prädiktor“* und *„Alter“*). Für die Teilstichprobe aus Tübingen ($N = 40$) mit der zusätzlichen unabhängigen Variablen *„Leistungsniveau“* konnte die Varianzaufklärung auf 64,3% gesteigert werden – die Variable *„Leistungsniveau“* sowie der *„SMR-Prädiktor“* wurden als signifikante Prädiktoren identifiziert (siehe Tabelle 1).

Leider konnten keine signifikanten Korrelationen zwischen den erfassten psychologischen Variablen und den relevanten physiologischen Parametern identifiziert werden (gemittelte Ereigniskorrelierte Potentiale der Kanäle C3 und C4).

Tabelle 1:

Modellzusammenfassung und Signifikanztests für das Gesamt-Regressionsmodell

Modell	R ²	ANOVA					
			Quadrat- summe	df	Mittel der Quadrate	F	Sig.
1	.164	Regression	9.57	1	9.57	6.85	.013a
		Nicht standard. Residuen	48.89	35	1.40		
		Gesamt	58.47	36			
2	.244	Regression	14.29	2	7.15	5.50	.009b
		Nicht standard. Residuen	44.17	34	1.30		
		Gesamt	58.47	36			
3	.629	Regression	36.77	3	12.26	18.64	.000c
		Nicht standard. Residuen	21.70	33	.66		
		Gesamt	58.47	36			
4	.643	Regression	37.61	4	9.40	14.43	.000d
		Nicht standard. Residuen	20.86	32	.65		
		Gesamt	58.47	36			

a. „mittlere Fehlerdauer Gesamt“ (2HAND); b. „mittlere Fehlerdauer Gesamt“ (2HAND), „Leistungsniveau“ (AHA); c. „mittlere Fehlerdauer Gesamt“ (2HAND), „Leistungsniveau“ (AHA), „SMR Prädiktor“; d. „mittlere Fehlerdauer Gesamt“ (2HAND), „Leistungsniveau“ (AHA), „SMR Prädiktor“, „Alter“.

4.2 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz in einem klassischen Neurofeedback SMR-BCI

Randnotiz: 33 gesunde BCI Novizen bearbeiteten am ersten Untersuchungstag die psychologischen Tests, an einem weiteren Tag erfolgte die erste BCI-Sitzung mit Kalibrierung und erstem Trainingsdurchgang, an zwei weiteren Tagen erfolgte die zweite und dritte BCI Trainingssitzung.

4.2.1 Deskriptive Daten

Die durchschnittliche Trefferquote über die drei Feedback-Sitzungen hinweg lag bei $M = 76.90\%$ ($SD = 11.1$; Bandbreite $55.41 - 92.41$). Entgegen des zeitlichen Leistungsverlaufs in der ersten Studie, zeigten die Probanden im klassischen SMR-BCI einen leichten Anstieg der Trefferquoten von $M = 75.60\%$ ($N=32$, $SD = 14.10$) auf $M = 75.80\%$ ($N=32$, $SD = 15.02$) und $M = 79.20\%$ ($N=28$, $SD = 11.01$) in der dritten Trainingssitzung. Dieser Unterschied spiegelte jedoch keinen signifikanten Lernzuwachs wider ($F_{2,52} = 316.211$; $p = .811$), auch konnte kein Einfluss bezüglich des eingesetzten Feedback-Designs (klassisches versus fluides Feedback; siehe Methodik und Kaufmann und Kollegen, 2011), noch ein Interaktionseffekt der Variablen gefunden werden ($F_{2,52} = .880$; $p = .421$; 3x2 ANOVA mit Messwiederholung). Die Trefferquoten von vier Probanden kamen sowohl in der ersten als auch in der zweiten Trainingseinheit nicht über das Zufallsniveau hinaus. Um weitere Frustrationen für diese Personen zu vermeiden, wurden sie nicht zu einer dritten Feedbacksitzung einbestellt. Für die Prädiktoranalyse wurde der Mittelwert der ersten beiden Trainingseinheiten herangezogen ($M = 75.67$, $SD = 14.07$). Das Kriteriumlevel erreichten 68.8% der Teilnehmer. Das Alter der Probanden korrelierte in dieser Studie nicht mit der Trefferquote im SMR-BCI (Spearman's $\rho = -.17$; $p = .35$).

4.2.2 Prädiktoranalyse

Die 2HAND Variable "Mittlere Fehlerdauer Gesamt" zeigte auch in der zweiten Studie eine positive Korrelation mit der BCI Performanz ($r = .36$; $p < .05$), die ihre Signifikanz jedoch nach der Bonferroni Korrektur für multiples Testen einbüßte (korrigiertes Alpha: $p = .008$).

In der Untergruppe der Persönlichkeitstests zeigte sich eine weitere signifikante Korrelation zwischen der Dimension „*aufmerksamkeitsbasierte Impulsivität*“ ($r = -.41$; $p < .05$), einer Subskala des Selbstbeurteilungsfragebogens „*Barratt Impulsiveness Scale*“ (BIS-15; Spinella, 2007; deutsch: Meule, Vögele, & Kübler, 2011) und der Trefferquote im SMR-BCI. Diese Korrelation verfehlte nach der Bonferroni Korrektur jedoch ebenfalls das Signifikanzniveau (korrigiertes Alpha: $p = .0025$). Die beiden Variablen „*aufmerksamkeitsbasierte Impulsivität*“ und „*Mittlere Fehlerdauer Gesamt*“ zeigten eine moderate positive Interkorrelation ($r = -.39$; $p < .05$). Überraschenderweise fand sich im Vergleich zur ersten Studie keine signifikante Korrelation zwischen der AHA-Test Variablen „*Leistungsniveau*“ und der SMR-BCI Performanz ($r = .24$; $p = .195$). Das Regressionsmodell mit beiden unabhängigen Variablen klärte fast 20% der Varianz der SMR-BCI Performanz auf ($R^2 = .197$; $F_{2,29} = 3.55$; $p < .05$). Dabei entfielen auf die Variable „*Mittlere Fehlerdauer Gesamt*“ lediglich 8% ($R^2 = .082$; $F_{1,30} = 2.69$; $p = .112$), sie verfehlte das Signifikanzniveau. Der Faktor „*aufmerksamkeitsbasierte Impulsivität*“ wurde hingegen für das Gesamtregressionsmodell als signifikanter Prädiktor identifiziert ($p = .05$). Um einen möglichen Einfluss potentieller Ausreißerwerte für die niedrigen bzw. nicht-signifikanten Ergebnisse ausschließen zu können, wurden sog. robuste Regressionsmodelle berechnet. In Tabelle 2 sind die relevanten Regressionskoeffizienten aufgeführt, es fanden sich keine signifikanten Unterschiede, d.h. ein relevanter Einfluss von Ausreißer-Werten konnte ausgeschlossen werden.

Tabelle 2:

Regressionskoeffizienten für Standardregressionsmodell und robustes Regressionsmodell

	Methode der kleinsten Quadrate	RMS Fehler	Robuste Regression	RMS Fehler	Vergleich der Regressionssteigungen
2HAND	$Y = 64.76 + 0.33 \cdot X$	13.37	$Y = 63.90 + 0.36 \cdot X$	14.18	$t = .1224, p > .05$
BIS_A	$Y = 103.01 + -2.89 \cdot X$	13.04	$Y = 108.98 + -3.43 \cdot X$	13.44	$t = -.3240, p > .05$
Leistungsniveau	$Y = 64.76 + 0.15 \cdot X$	14.00	$Y = 63.76 + 0.18 \cdot X$	15.19	$t = .1046, p > .05$

RMS (root mean error; deutsch: mittlerer quadratischer Fehler)

4.2.3 Überprüfung der Stabilität des Regressionsmodells der ersten Studie

Entgegen unserer Erwartung wurde die „*Mittlere Fehlerdauer Gesamt*“ in der zweiten Studie nicht als signifikanter Prädiktor identifiziert, nichtsdestotrotz wies sie eine moderate Korrelation mit dem Kriterium auf. Letzteres werteten wir als Voraussetzung für die weiteren Analysen. Unser Ziel war es, anhand der Regressionsgleichung der ersten Studie, die Trefferquoten der aktuellen Studie vorherzusagen. Die Regressionskoeffizienten der beiden Modelle (aus Studie eins und zwei) unterschieden sich nicht signifikant voneinander ($t = -.144$, $p = .885$), was für die Stabilität der Ergebnisse der ersten Studie spricht.

Die Vorhersage der SMR-BCI Performanz der zweiten Studie auf Basis des Regressionsmodells der ersten Studie (Vorhergesagte Genauigkeit = $0.301 * 2HAND + 61.06$) gelang mit einem durchschnittlichen Vorhersagefehler von $M = 12.07\%$ ($SD = 6.67$, Bandbreite 2.12 - 28.96%). Bei über der Hälfte der Probanden war der Vorhersagefehler geringer als 10% und bei 75% der Probanden lag er unter 15% (siehe Abb. 1). Die vorhergesagten Werte korrelierten signifikant mit der tatsächlich erzielten Trefferquote ($r = 0.36$; $p < .05$). In Abbildung 2 sind die Regressionsgeraden der ersten und zweiten Studie in einem gemeinsamen Schaubild abgebildet. Zur weiteren Konsolidierung des Modells, wurde ein weiteres Regressionsmodell basierend auf beiden Datensätzen berechnet.

Vorhergesagte Trefferquote = $0.269 \times 2HAND + 63.87$.

Die Beziehung erbrachte ein hoch signifikantes Ergebnis ($r = 0.39$, $p < .0001$).

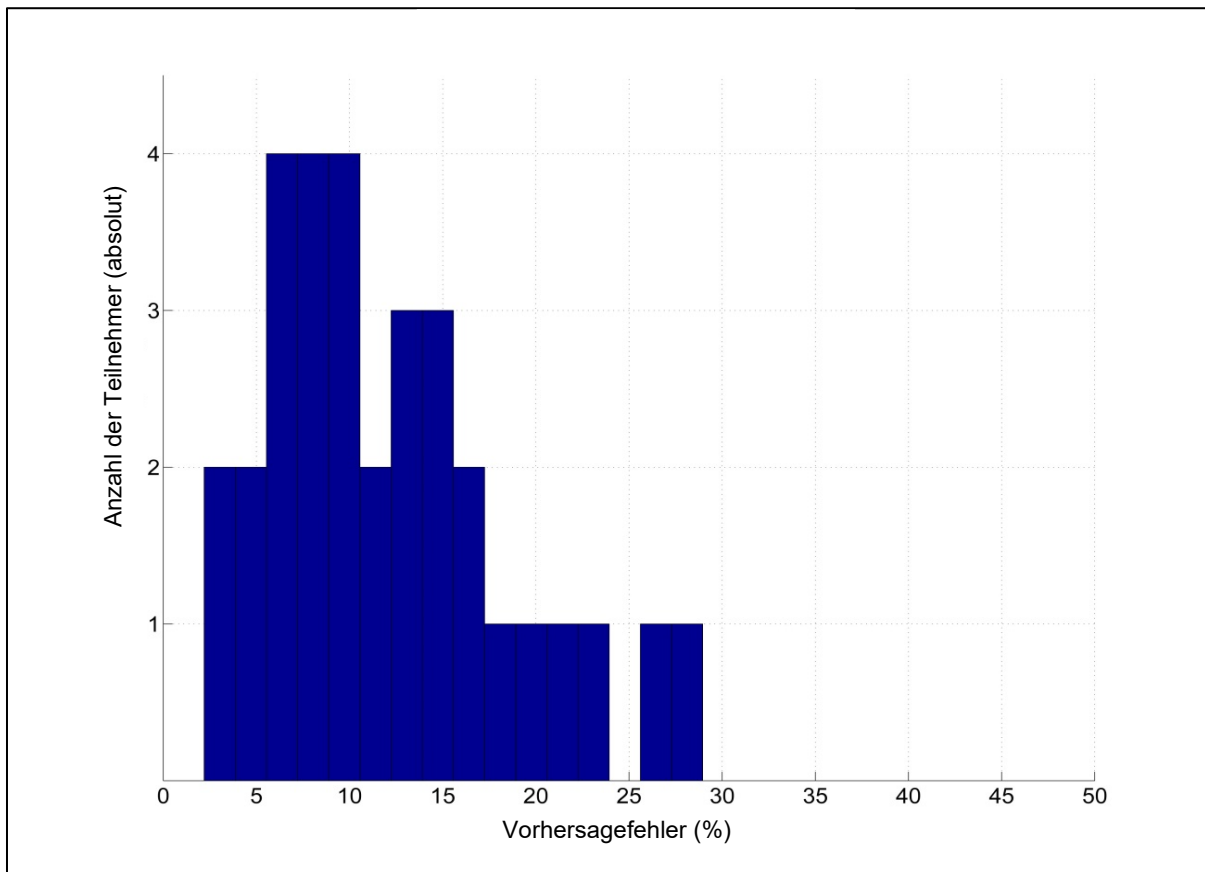


Abbildung 1: Verteilung des Vorhersagefehlers (prozentual) aus der Vorhersage der SMR-BCI Performanz der zweiten Studie auf Basis des Regressionsmodells der ersten Studie.

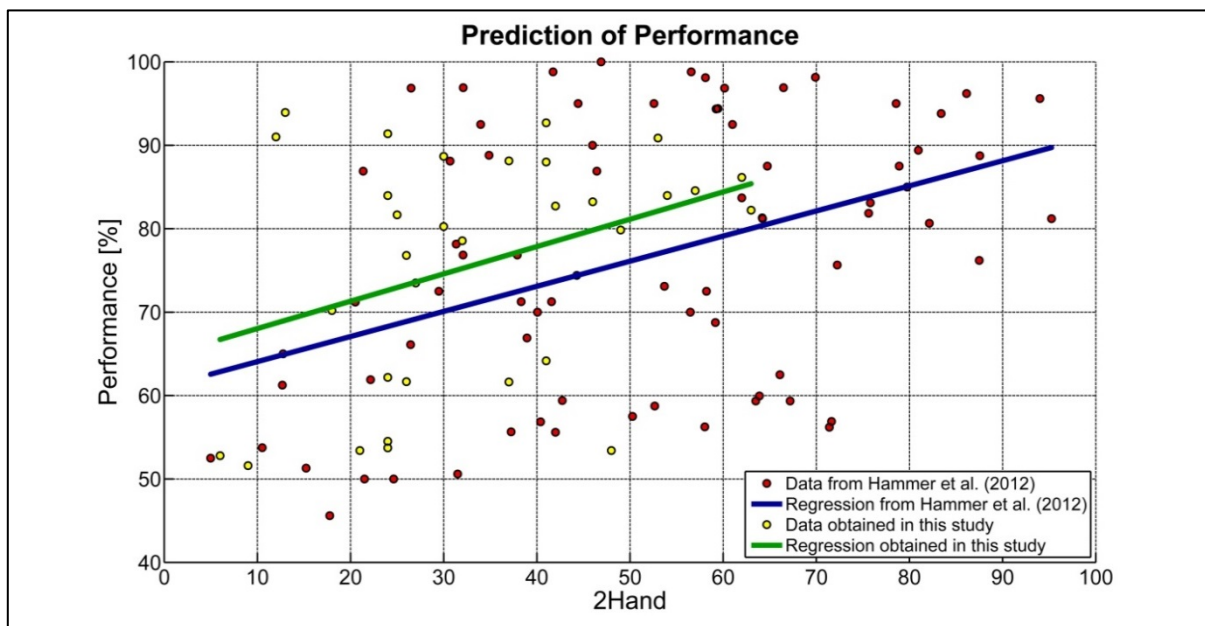


Abbildung 2: aus Hammer, et al. (2014): Verteilung der SMR-BCI Performanz beider SMR-BCI Studien in Abhängigkeit von der 2HAND Variable „Mittlere Fehlerdauer gesamt“ mit Regressionsgeraden beider Studien.

Auch in der zweiten Studie konnten keine signifikanten Korrelationen zwischen den psychologischen Variablen und den relevanten physiologischen Parametern gefunden werden.

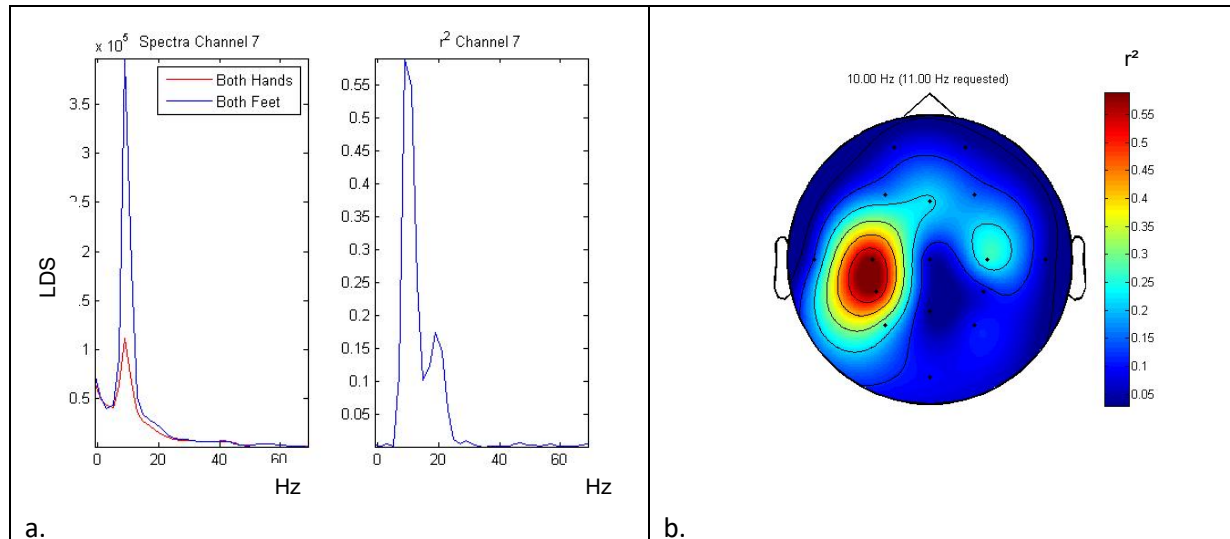


Abbildung 3: a. Spektrale Leistungsdichte für Proband CKK13 während der Imaginationsaufgabe (Kalibrierungsmessung) Hand- vs. Fußbewegung für Kanal 7 (C3). Exemplarisch kann hier eine sehr gute Trennung (r^2 -Wert) zwischen den Klassen in einem Frequenzbereich zwischen 7 und 12 Hz dargestellt werden. b. Topographische Verteilung mit der stärksten Aktivierung für Kanal 7. Der Proband CKK13 erreichte in der ersten Feedbacksitzung eine Trefferquote von 83%. (LDS = Leistungsdichtespektrum)

4.3 Psychologische Prädiktoren der Performanz in einem visuellen und auditorischen P300-BCI

Randnotiz: 40 gesunde BCI Novizen bearbeiteten am ersten Untersuchungstag die psychologischen Tests, an einem weiteren Tag erfolgte die P300-BCI Sitzung.

4.3.1 Deskriptive Daten

Die durchschnittliche Trefferquote mit dem „visual Speller“ fiel mit $M = 94.49\%$ ($Md = 100,0\%$; $SD 14.9$; Bandbreite 35 - 100) sehr hoch aus. Die Ausnahme bildeten zwei Probanden, die beide lediglich eine Trefferquote von 35% erzielen konnten. Fast 72% der Probanden erzielten eine Trefferquote von 100%. Konform mit den eingangs zitierten Studienergebnissen, fiel die durchschnittliche Trefferquote im „auditorischen Speller“ mit $M = 64.32\%$ niedriger aus ($Md = 85\%$; $SD 37.42$; 0 - 100), dabei blieben 42.5% der Probanden mit ihrer Leistung unter dem Kriteriumlevel.

Aufgrund der sehr hohen Trefferquote im „*visual Speller*“ – die sich in einem sog. Deckeneffekt und damit geringer Varianz der Ergebnisse widerspiegelte - erfolgte eine Offline-Analyse der Daten, in der die Sequenzen nachträglich („offline“) auf die Anzahl reduziert wurde, die für das Erreichen des Kriteriumlevels erforderlich ist – in der aktuellen Studie von sechs auf drei Sequenzen (siehe auch Halder, Hammer, et al., 2013). Auf Basis dieser Reklassifikation ergab sich eine mittlere Trefferquote von $M = 73.64\%$ ($SD 22.52$; $3 - 99$) – alle weiteren Prädiktoranalysen wurden auf Basis dieser Daten durchgeführt.

4.3.2 Prädiktoranalyse für visuelles P300-BCI

Zwei Variablen zeigten signifikante Korrelationen mit der Trefferquote: Die Skala „*Emotionale Kontrolle*“ des „*Big Five Plus One Persönlichkeitsinventars*“ (B5PO; Holocher-Ertl, Kubinger, & Menghin, 2003) wies eine negative Korrelation mit dem Kriterium auf (Spearman's $\rho = -.416$; $p < .01$), verfehlte das Signifikanzniveau aber nach Durchführung der Bonferroni Korrektur (korrigiertes Alpha: $p = .002$). Die Variable „*Summe der Differenzen richtiger minus falscher Ja-Antworten*“ (SUMD) des Nonverbalen Lerntests (NVLT; Sturm & Willmes, 1994) korrelierte positiv mit der Trefferquote (Spearman's $\rho = .412$; $p < .01$, korrigiertes Alpha: $p = 0.006$), wobei auch hier das Signifikanzniveau nach der Korrektur für multiples Testen verfehlt wurde. Die beiden Variablen „*Emotionale Kontrolle*“ und „*SUMD*“ wiesen keine signifikante Interkorrelation auf (Spearman's $\rho = -.021$; $p = .899$).

Das Regressionsmodell mit den beiden unabhängigen Variablenklärte rund 24% der Varianz der Kriteriumvariablen auf ($R^2 = .242$; $F_{2,36} = 5.74$; $p < .01$). Der Persönlichkeitsfaktor „*Emotionale Kontrolle*“ spielte dabei mit ca. 5% Varianzaufklärung eine untergeordnete Rolle und verfehlte das Signifikanzniveau klar ($R^2 = .049$; $F_{1,37} = 1.91$; $p = .175$). Die „*SUMD*“ des NVLT hingegen wurde mit rund 19% Varianzaufklärung als signifikanter Prädiktor identifiziert ($R^2 = .189$). Die relevanten Kennziffern des Regressionsmodells sind Tabelle 3 zu entnehmen.

Tabelle 3:

Modellzusammenfassung und Signifikanztests für Prädiktoranalyse visuelles P300-BCI

Modell	R ²	ANOVA					
			Quadrat-summe	df	Quadrat.Mittel	F	Sig.
Emotionale Kontrolle	.049	Regression	.79	1	.79	1.91	.175 ^a
		Residuen	15.32	37	.41		
		Total	16.11	38			
Emotionale Kontrolle + SUMD	.242	Regression	3.89	2	1.95	5.74	.007 ^b
		Residuen	12.22	36	.34		
		Total	16.11	38			
Koeffizienten							
		Nichtstandardisierte Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten			
Modell		B	Std. Fehler	Beta	t	Sig.	
1	(konstant)	1.984	.128		15.456	.000	
	Emotionale Kontrolle	-.002	.002	-.221	-1.381	.176	
2	(konstant)	1.673	.155		10.778	.000	
	Emotionale Kontrolle	-.002	.002	-.230	-1.583	.122	
	SUMD	,005	,001	,439	3,024	,005	

a. Unabhängige Variable "Emotionale Kontrolle". b. Unabhängige Variablen: "Emotionale Kontrolle", "Summe der Differenzen korrekter minus inkorrektter Ja Antworten" (SUMD). Abhängige Variable: Trefferquote im visuellen P300-BCI.

In der Verteilung der Trefferquoten fielen per Augenschein zwei Ausreißerwerte (mit einer Trefferquote von jeweils 35%) auf. Um deren Einfluss auf das Regressionsmodell zu untersuchen, führten wir eine weitere Regressionsanalyse unter Ausschluss dieser beiden Probanden durch. Das Gesamtregressionsmodell zeigte eine Varianzaufklärung von 36% ($R^2 = .361$; $F_{2,34} = 9.62$; $p < .001$), davon entfielen rund 17% ($R^2 = .169$; $F_{1,35} = 7.13$; $p < .05$) auf die Variable „Emotionale Kontrolle“, beide unabhängige Variablen konnten als signifikante Prädiktoren identifiziert werden (Abbildung 4 und 5).

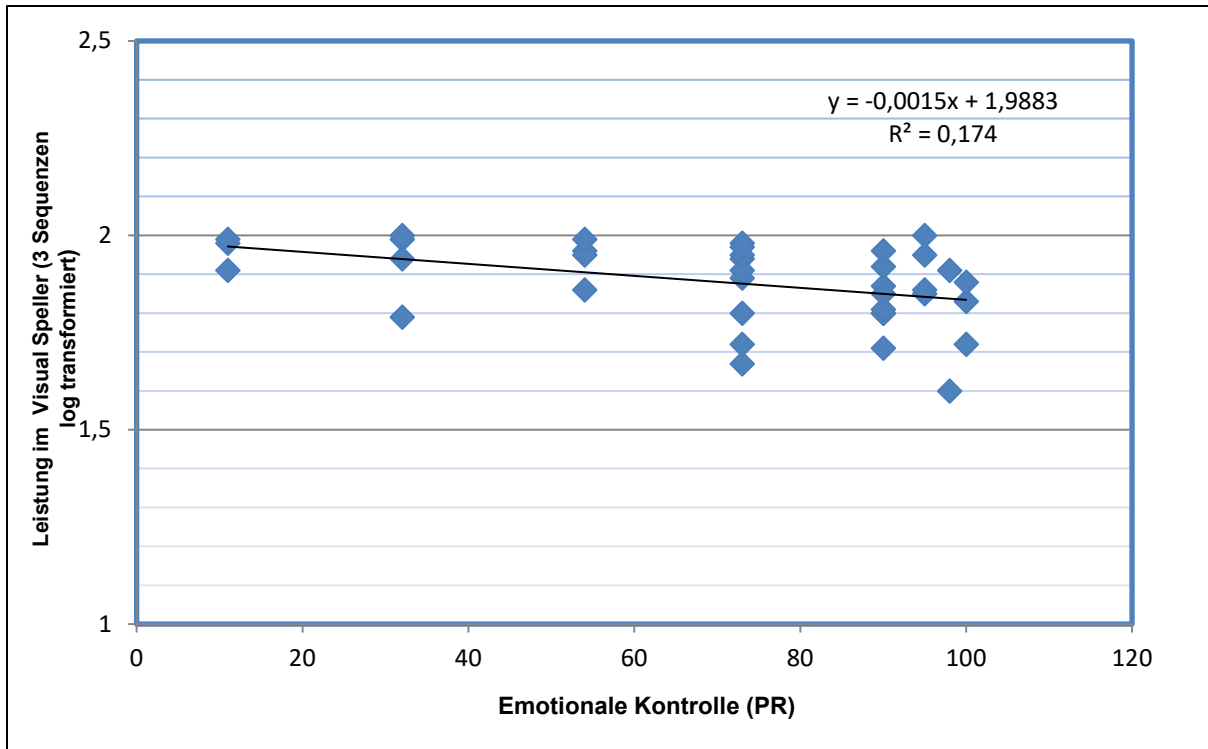


Abbildung 4: Korrelation zwischen der Persönlichkeitsvariablen „Emotionale Kontrolle“ (B5PO) und Performanz (offline) im visuellen P300-BCI nachdem zwei Ausreißerwerte ausgeschlossen wurden. (PR steht für Prozentrang)

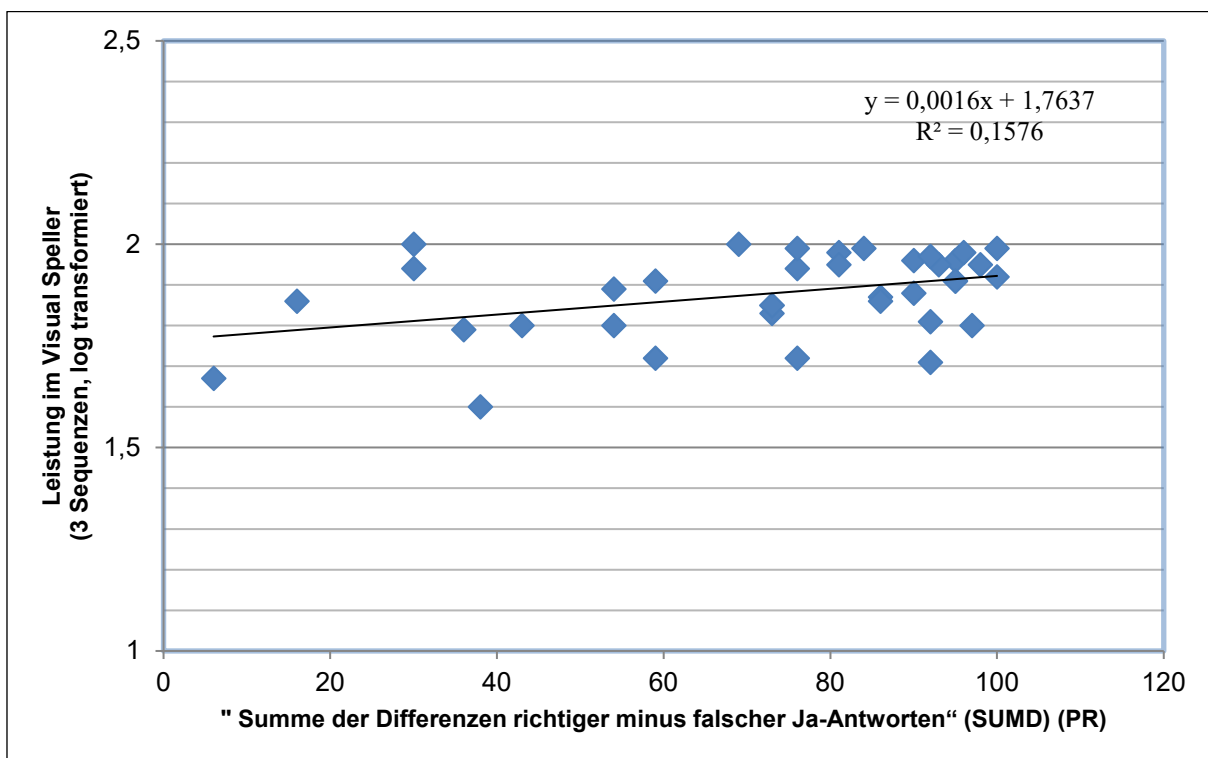


Abbildung 5: Korrelation zwischen der Variablen „Summe der Differenzen richtiger minus falscher Ja-Antworten (SUMD) und der Performanz (offline) im visuellen P300-BCI nachdem zwei Ausreißerwerte ausgeschlossen wurden.

4.3.3 Prädiktoranalyse für auditorisches P300-BCI

Die B5PO Variable "*Emotionale Kontrolle*" war die Einzige, die eine signifikante Korrelation mit der Trefferquote im auditorischen P300-BCI aufwies, diese jedoch nach Durchführung der Bonferroni Korrektur einbüßte (Spearman's rho = $-.377$; $p < .05$, korrigiertes Alpha: $p = .002$). Im Regressionsmodell konnten 8% Varianz auf die unabhängige Variable zurückgeführt werden, die dabei aber nicht als signifikanter Prädiktor identifiziert werden konnte (siehe Tabelle 4).

Tabelle 4:

Modellzusammenfassung und Signifikanztests für Prädiktoranalyse auditorisches P300-BCI

Modell	R ²	ANOVA					
			Quadrat Summe	df	Quadrat. Mittel	F	Sig.
Emotionale Kontrolle	.084	Regression	2.12	1	2.12	33.19	.083 ^a
		Residuen	23.24	35	.664		
		Total	25.36	36	Total		
Koeffizienten							
		Nichtstandard. Koeffizienten		Standardisierte Koeffizienten			
Modell		B	Std. Fehler	Beta	t	Sig.	
1	(konstant)	.437	.408		1.069	.292	
	Emotionale Kontrolle	-.009	.005	-.289	-1.787	.083	

a. Unabhängige Variable: "Emotionale Kontrolle", Abhängige Variable: Trefferquote im auditorischen P300-BCI

4.3.4 Korrelation zwischen psychologischen und physiologischen Variablen

Die auditorische P300 ERP Komponente wies eine mittlere Amplitude von $4.8\mu\text{V}$ (SD 3.2; 0.7 – 11.1) und eine Latenz von 471 ms (SD 128; 210 – 800) auf. Die visuelle P300 zeigte eine mittlere Amplitude von $4.1\mu\text{V}$ (SD 2.6, 1.4 – 12.2) und eine Latenz von 432 ms (SD 109; 240 – 800). Es konnten keine signifikanten Korrelationen zwischen den psychologischen Variablen und der P300 Amplitude sowie der Latenz gefunden werden, weder für das visuelle noch für das auditorische P300-BCI. Schaubilder der visuellen und auditorischen P300 für die Kanäle Cz und Pz, gemittelt über alle Teilnehmer, sind in Abbildung 6 dargestellt.

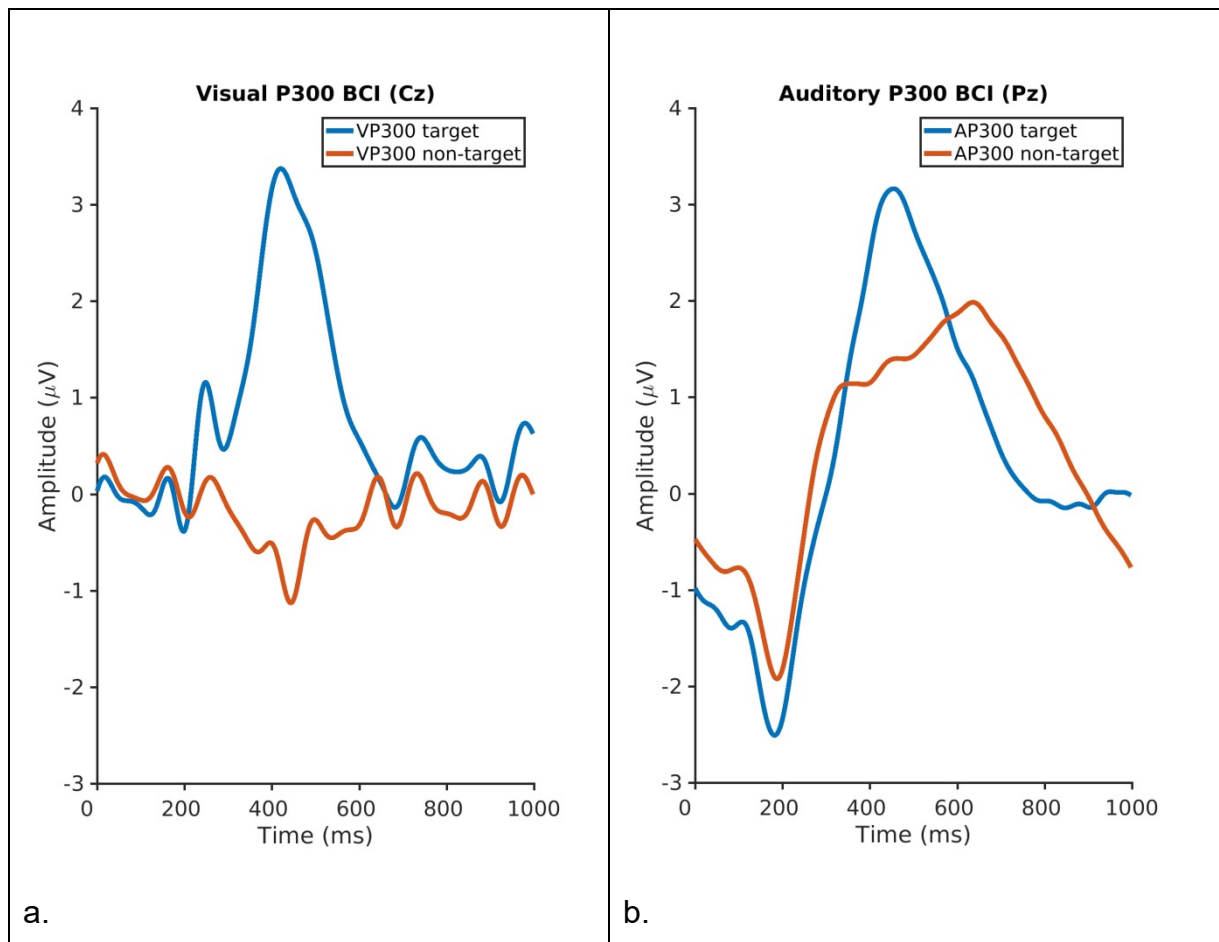


Abbildung 6: a. Schaubild der visuellen P300 bei Cz, gemittelt über alle Studienteilnehmer. b. Schaubild der auditorischen P300 bei Pz, gemittelt über alle Studienteilnehmer.

5 Diskussion

Vidal (1973) schrieb in seiner ersten Veröffentlichung zum Thema BCI-Steuerung: „... direct brain-computer communication still lies somewhat in the future.“ (S.178). In dieser „Zukunft“ ist die aktuelle BCI-Technologie, die sich in den letzten 35 Jahren rasant weiter entwickelt hat, inzwischen sicherlich angelangt: Durch BCIs ist es sog. Locked-in Patienten möglich, wieder mit ihrer Umwelt in Kontakt zu treten, BCIs werden erfolgreich in der Rehabilitation von Schlaganfallpatienten eingesetzt, es ist möglich, Rollstühle mit Hilfe von BCIs zu steuern, Emails zu schreiben oder zu malen. Weiter gibt es sehr spektakuläre Innovationen wie die Entwicklung von Gehirn-Gehirn-Schnittstellen - dabei werden Signale von einem Gehirn an ein zweites Gehirn gesendet. Rao und Kollegen (2014) berichten wie auf diese Weise zwei Personen ein Computerspiel spielen, wobei die Intentionen der ersten Person aufgezeichnet durch Elektroenzephalographie mit Hilfe Transkranieller Magnetstimulation an das Gehirn der zweiten Person übermittelt werden, um von dieser dann ausgeführt zu werden.

Doch trotz dieser rasanten und beeindruckenden Entwicklungen muss betont werden, dass die Anwendung eines BCIs von Patienten oft noch nicht als alltagstauglich bezeichnet wird (Käthner et al., 2017; Peters et al., 2015; Kübler et al., 2014; Zickler et al., 2011). Ein weiteres großes Defizit besteht in der großen Zahl von Anwendern, denen es bisher nicht möglich ist, hinreichende Kontrolle über das BCI zu erlangen. Diese beiden Kritikpunkte sind aber Voraussetzung dafür, dass die BCI-Technologie einen sicheren Platz im Alltag der Patienten einnehmen wird.

Eine mögliche ursächliche Quelle für das Scheitern einer erfolgreichen BCI-Kommunikation liegt in der Person des BCI-Nutzers selbst. Vor diesem Hintergrund bestand die Zielsetzung der zugrundeliegenden Forschungsarbeiten darin, psychologische Variablen zu identifizieren, die als Prädiktoren der Brain-Computer Interface Steuerung herangezogen werden können, um so einen Beitrag zur Überwindung des BCI Ineffizienz Phänomens zu leisten. Zunächst werden die Ergebnisse der drei Forschungsarbeiten vor dem Hintergrund des aktuellen Forschungsstands reflektiert und praktische Implikationen abgeleitet (für die beiden

SMR-Studien in einem gemeinsamen Absatz), abschließend werden Einschränkungen der Studienergebnisse aufgezeigt.

5.1 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz mit dem Berliner Brain-Computer Interface

In die erste Studie gingen Daten einer großen Stichprobe mit $N = 80$ gesunden Teilnehmern ein. Psychologische Variablen wurden anhand einer computergestützten Testbatterie (klinische Tests, leistungs- und persönlichkeitsbezogene Variablen) erhoben, die BCI-Steuerung erfolgte mit dem Berliner Brain-Computer Interface (BBCI; Blankertz, et al., 2007), das auf den Prinzipien des maschinellen Lernens beruht.

Lediglich zwei Variablen zeigten signifikante Korrelationen mit der Trefferquote im BBCI – darunter fielen die 2HAND Variable „*Mittlere Fehlerdauer gesamt*“ sowie die Ergebnisvariable „*Leistungsniveau*“ aus dem Test Arbeitshaltungen (AHA). Der 2HAND Test erlaubt eine Beurteilung der Güte der Auge-Hand-Koordination sowie der Koordination zwischen linker und rechter Hand. Die Testaufgabe besteht darin, mittels Joysticksteuerung einen roten Ball auf einer vorgegebenen Bahn möglichst schnell zum Ziel zu bewegen, ohne dabei die Route zu verlassen (siehe Abb. 7). Die „*Mittlere Fehlerdauer gesamt*“ gibt darüber Auskunft, wie viel Zeit (über alle Durchgänge gemittelt) der Ball außerhalb der Zielstrecke verbracht hat. Laut Testhandbuch zeigt ein überdurchschnittlicher Prozentrang (>84) an, „...dass es dem Probanden sehr gut gelingt, kleinste Abweichungen von der vorgesehenen Route in entsprechende kompensatorische Bewegungen umzusetzen“ (Schuhfried, 2007b). Die „*Mittlere Fehlerdauer gesamt*“ ist damit ein Indikator für die Genauigkeit feinmotorischer Bewegungen sowie für die Informationsverarbeitung. Mit rund 11% fiel die Aufklärung an der Gesamtvarianz durch den neuen Prädiktor aber eher gering aus. Nichtsdestotrotz steht der Einfluss visuomotorischer Koordinationsfähigkeiten auf die BCI-Steuerung in Einklang mit dem Konzept von Lang und Twentyman (1976), das eine große Überschneidung zwischen dem Lernen über Neurofeedback und dem Erwerb klassischer motorischer Bewegungsabläufe postuliert. Auch in anderen Forschungsarbeiten wurde dieser Parameter wiederholt als signifikante Größe diskutiert (siehe 5.3).

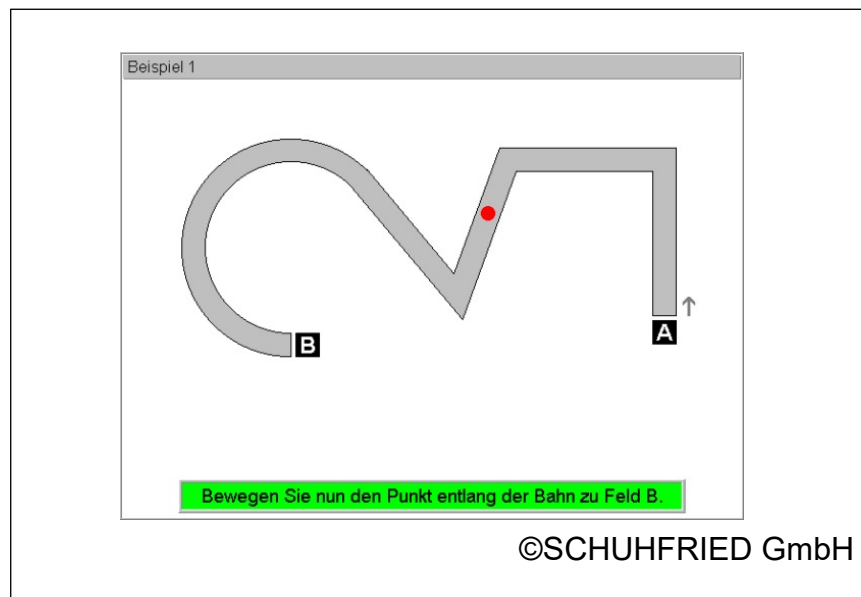


Abbildung 7: Aufgabenstellung des 2HAND Test. Die Studienteilnehmer müssen mittels Joysticksteuerung den roten Punkt vom Startpunkt (A) zum Ziel (B) bewegen.

Die zweite signifikante Korrelation lieferte eine Variable des AHA-Tests (Kubinger & Ebenhöf, 1996) - ein Persönlichkeitsinventar, das drei Untertests umfasst, aus denen wiederum acht Hauptvariablen (Exaktheit, Entschlussfreudigkeit, Impulsivität vs. Reflexivität, Leistungsniveau, Anspruchsniveau, Frustrationstoleranz, Zieldiskrepanz und Leistungsmotivation) berechnet werden. Unter dem Begriff „Arbeitshaltungen“ wird laut Testhandbuch das „...Arbeits- und Kontaktverhalten einer Person bei Leistungsanforderungen...“ (S. 5) verstanden, d.h. es werden persönlichkeitspezifische Arbeitsstile erfasst. Wobei die Variable „Leistungsniveau“, die in der ersten Studie als signifikanter Prädiktor mit 19% Varianzaufklärung identifiziert werden konnte, eher als Leistungsvariable interpretiert werden sollte (Anzahl korrekter Antworten im Untertest „Symbole Kodieren“) und laut Testhandbuch als Indikator für die Konzentrationsfähigkeit der Probanden gewertet wird. Dass sich letztere förderlich auf die Leistungen im BCI auswirkt, scheint naheliegend – um eine entsprechende neurophysiologische Antwort hervorzurufen, ist es essentiell die Aufmerksamkeit auf die präsentierte Aufgabe zu richten und für eine bestimmte Zeit sowie gegenüber Störreizen aufrecht zu erhalten. Damit in Einklang stehen die Studienergebnisse von Halder und Kollegen (2011), die eine sehr hohe Korrelation ($r = .72$) zwischen der Trefferquote im SMR-BCI und einer Aktivierung im dorsolateralen präfrontalen Cortex (BA 9/46) gefunden haben. Diesem Gebiet wird der Sitz der sog. exekutiven Funktionen zugesprochen, dazu gehören

u.a. wichtige Aufgaben bei der Aufmerksamkeitssteuerung sowie die Organisation komplexer Handlungen.

5.2 Psychologische Prädiktoren der SMR-BCI Performanz in einem klassischen Neurofeedback SMR-BCI

Das weitgehende Fehlen von Replikationsstudien ist bisher ein großes Defizit in der BCI Prädiktorforschung. Daher war das Ziel der Folgestudie, in der ein klassisches SMR Neurofeedback Design realisiert wurde, die Stabilität und Validität der zuvor identifizierten Prädiktoren zu testen. Darüber hinaus wurde erwartet, weitere psychologische Prädiktoren identifizieren zu können, da kein maschinelles Lernen involviert war. Diese Annahme konnte jedoch nicht bestätigt werden, da wieder nur zwei signifikante Korrelationen identifiziert werden konnten. In Übereinstimmung mit der ersten Studie korrelierte die Variable „*mittlere Fehlerdauer gesamt*“ (2HAND) zunächst signifikant mit der SMR-BCI Trefferquote. Als zweite Variable wies die Persönlichkeitsdimension „*aufmerksamkeitsbasierte Impulsivität*“, eine Skala aus dem Selbstbeurteilungsfragebogen „*Barratt Impulsiveness Scale*“ (BIS-15; Spinella, 2007; deutsch: Meule, Vögele, & Kübler, 2011), eine signifikante Korrelation mit dem Kriterium auf. Im Regressionsmodell mit der 2HAND Variablen und der „*aufmerksamkeitsbasierten Impulsivität*“ als unabhängiger Variablen wurde lediglich letztere als signifikanter Prädiktor mit knapp 20% Varianzaufklärung identifiziert. Die Ergebnisvariable „*Leistungsniveau*“ (AHA) wies im Vergleich zur ersten Studie leider keinen bedeutenden Zusammenhang mit der Trefferquote auf. Obwohl die „*mittlere Fehlerdauer gesamt*“ des 2HAND Tests nicht als signifikanter Prädiktor identifiziert werden konnte, aber - wie zuvor ausgeführt – dennoch eine mittlere Korrelation mit dem Kriterium aufwies, entschieden wir uns, die geplanten Analysen zur Überprüfung der Stabilität des Regressionsmodells dennoch durchzuführen. Anhand des 2HAND Regressionsmodells der ersten Studie konnte die Leistung der Teilnehmer der zweiten Studie mit einem durchschnittlichen Vorhersagefehler von $M = 12.07\%$ vorhergesagt werden. Die vorhergesagten Werte korrelierten signifikant mit den tatsächlichen Werten. Daraus lässt sich ableiten, dass visuomotorische Fertigkeiten zwar einen kleinen, aber stabilen Einfluss auf die SMR-BCI Steuerung ausüben. Weiter sprechen die Ergebnisse dafür, dass trotz aller Unterschiede zwischen dem

klassischen Neurofeedback-Design und dem auf maschinellen Lernen basierenden BCI, ähnliche Fertigkeiten erforderlich sind bzw. beide Ansätze auf eine ähnliche neurobiologische Grundlage zurückgreifen.

Die Skala „*aufmerksamkeitsbasierte Impulsivität*“ erfasst die Selbsteinschätzung bzgl. der Fähigkeiten, sich aufmerksam auf eine Aufgabe fokussieren und sich konzentrieren zu können. Hohe Testwerte stehen dabei für Schwierigkeiten in der Aufmerksamkeitssteuerung, vor allem bei monotonen Aufgaben. Folgerichtig wies die Skala eine negative Korrelation mit der SMR-BCI Performanz auf. Impulsivität ist ein psychologisches Konstrukt, das als Prädisposition verstanden werden kann, in bestimmten Situationen mit impulsivem Verhalten zu reagieren. Eine einheitliche Definition von Impulsivität ist schwerlich zu finden, jedoch sind extreme Ausprägungen von klinischer Relevanz für psychiatrische Diagnosen wie Persönlichkeitsstörungen oder Bipolare Störungen (Moeller et al., 2001). Einen Zusammenhang zwischen Impulsivität und der Steuerung eines P300-BCIs berichten Russo und Kollegen (2008): Probanden mit hohen Impulsivitätswerten wiesen niedrigere P300 Amplituden auf. Die Autoren interpretierten, dass sich impulsives Verhalten nachteilig auf die Leistung auswirken kann, wenn sich der Proband auf eine vorgegebene Aufgabe konzentrieren möchte. Das Unterdrücken spontaner Handlungen sowie die Aufrechterhaltung der Aufmerksamkeit in einer reizarmen Umgebung (v.a. während der Screening Sitzung, in der die Probanden noch kein Feedback erhalten) sind wichtige Voraussetzungen für eine effektive BCI Steuerung - dies scheint sowohl für die Kontrolle eines P300-BCIs, als auch für die eines SMR-BCIs gültig zu sein. Diese Zusammenhänge decken sich wiederum mit der bereits zitierten Studie von Halder und Kollegen (2011), die bei Probanden mit sehr hohen Trefferquoten eine höhere Aktivierung im dorsolateralen präfrontalen Cortex finden konnten. Dem präfrontalen Cortex werden entscheidende Aufgaben bei den sogenannten exekutiven Funktionen, z.B. der bewussten Aufmerksamkeitssteuerung, zugeschrieben (Smith & Jonides, 1999).

Widersprüchlich hierzu ist allerdings die in der zweiten Studie fehlende Korrelation zwischen der Variablen „Leistungsniveau“, die als Konzentrationsmaß interpretiert werden kann, und der BCI Performanz (erste Studie $r = .50$). Für eine abschließende Interpretation der Ergebnisse ist es daher erforderlich, die identifizierten Prädiktoren in weiteren Forschungsarbeiten auf ihre Stabilität hin zu überprüfen. Zudem muss berücksichtigt werden, dass die beiden Tests (AHA und Barratt Impulsiveness Scale)

unterschiedliche Aspekte der Aufmerksamkeit erfassen: Die Skala „*aufmerksamkeitsbezogene Impulsivität*“ bildet sich durch Selbstbeurteilungen der Probanden und nicht wie im AHA-Test durch eine direkte Leistungserfassung.

5.3 Ableitung praktischer Implikationen für die Überwindung des BCI Ineffizienz Phänomens

Jeunet, Kaoua und Lotte (2016) ordnen die aktuell bekannten Prädiktoren folgenden drei Kategorien zu: Die erste Kategorie beinhaltet Prädiktoren, die sich auf die Beziehung des BCI Nutzers zur Technologie /Technik und der Wahrnehmung von Kontrolle beziehen. Hierunter sind Studienergebnisse zu fassen, die einen Einfluss von Versagensängsten, Kontrollüberzeugungen oder der Selbstwirksamkeit auf die BCI Leistung identifizieren konnten (z.B. Jeunet, Nkaoua, et al., 2015; Kleih & Kübler, 2013; Witte et al., 2013; Nijboer et al., 2010; Nijboer, Furdea, et al., 2008; Burde & Blankertz, 2006). In die zweite Kategorie fallen Studien, die einen Einfluss von Aufmerksamkeit und Konzentration belegen (z.B. Grosse-Wentrup & Schölkopf, 2012; Grosse-Wentrup, Schölkopf, & Hill, 2011) und die dritte Gruppe beinhaltet Prädiktoren, die *motorischen Fertigkeiten* einen signifikanten Einfluss auf die BCI Steuerung zusprechen (z.B. Vuckovic & Osuagwu, 2013; Randolph, 2012; Randolph, Jackson, & Karmakar, 2010). Die hier identifizierten Prädiktoren lassen sich den Kategorien zwei und drei zuordnen.

Zunächst wird die Bedeutung von Aufmerksamkeitsprozessen für die BCI-Steuerung und Möglichkeiten zur Steigerung der Aufmerksamkeitsleistung ausgeführt. Grundlegende Voraussetzung für die erfolgreiche Steuerung eines SMR-BCI ist, dass der Anwender in der Lage ist, sein SMR-Signal bewusst zu modulieren. Dies erfordert ein hohes Maß an Konzentration auf die Aufgabe, so dass es nicht überrascht, dass Aufmerksamkeitsprozesse als Prädiktoren der SMR-BCI Kommunikation identifiziert wurden. Auf Basis einer zufälligen Beobachtung, dass einige Probanden, die sehr gute Leistungen in einem SMR-BCI zeigten, regelmäßig meditierten, untersuchten Cassady und Kollegen diesen Einfluss auf die BCI-Steuerung systematisch (Cassady, You, Doud, & He, 2014). Sie konnten zeigen, dass Probanden, die regelmäßig meditierten (sog. „Mind-Body Awareness Training“,

kurz: MBAT), signifikant schnellere Lernfortschritte und insgesamt höhere Trefferquoten erzielten als Personen der Kontrollgruppe. Diese Unterschiede konnten auch hinsichtlich relevanter neurophysiologischer Parameter gefunden werden.

Regelmäßiges Meditieren und das Praktizieren von Yoga trainiert Prozesse der Selbstregulation und fördert das Aufrechterhalten von Aufmerksamkeit, indem die Person lernt, ablenkende innere und äußere Reize zu ignorieren. Ähnliche Prinzipien werden durch Achtsamkeitstrainings verfolgt, die z.B. erfolgreich in der Psychotherapie mit depressiven Patienten (z.B. Kuyken et al., 2015) eingesetzt werden. Durch Achtsamkeit, im Sinne von nichtwertendem Beobachten und Akzeptieren, lernen die Patienten sich von negativen Gedanken und unangenehmen Gefühlen zu distanzieren.

Der potentielle Nutzen eines MBAT für die BCI Steuerung wird noch untermauert von Studien, die die Wirkung regelmäßiger Meditation auf das Gehirn untersuchten. So konnten Lazar und Mitarbeiter (2005) Veränderungen in der Dichte der grauen Substanz, vermehrte Bildung von Blutgefäßen sowie eine Zunahme von Verbindungen zwischen den Nervenzellen u.a. im präfrontalen Kortex nachweisen. Diese Hirnregion spielt - wie bereits ausgeführt - eine entscheidende Rolle für die Steuerung von Aufmerksamkeitsprozessen und wurde auch in Zusammenhang mit erfolgreicher BCI Steuerung gebracht (Halder et al., 2011).

Weitere Studien werden notwendig sein, um zu testen, auf welche Weise ein MBAT den Lernprozess der BCI Steuerung beeinflusst. Den Lernprozess durch vorangeschaltetes Meditieren signifikant verkürzen zu können, würde einen großen Nutzen für gesunde BCI Nutzer und insbesondere für Patienten darstellen. Kübler und Kollegen (2005) berichten, dass sie ihre ALS Patienten über einen langen Zeitraum mit mehr als 20 Trainingseinheiten trainierten und dass die BCI Leistung in Abhängigkeit mit der Zeit zunahm. Der potentielle Nutzen eines MBAT sollte zunächst bei gesunden Probanden untersucht und dann in einem zweiten Schritt bei Patienten erprobt werden. Bei letzteren ist möglicherweise eine Anpassung des Trainings erforderlich (z. B. hinsichtlich der Aufgabenstellung und Dauer des Trainings), da je nach zugrundeliegender Erkrankung, kognitive Funktionen beeinträchtigt sein können. Unabhängig des potentiellen Nutzens für die BCI Steuerung, könnte regelmäßiges Meditieren für Patienten auch als eine Copingstrategie im Umgang mit belastendem Krankheitserleben fungieren und so zu einer Besserung des allgemeinen Wohlbefindens beitragen.

Weiter muss untersucht werden, ob die Performanz von BCI Nutzern, deren Leistung zunächst unterhalb des Kriteriumlevels liegt, mit Hilfe eines MBAT signifikant gesteigert werden kann oder ob das Meditieren lediglich zu einer Leistungsoptimierung bei Anwendern beiträgt, die initial bereits eine Trefferquote über 70% zeigten.

Eine weitere Möglichkeit zur Verbesserung von Aufmerksamkeitsprozessen stellt ein spezifisches Neurofeedback-Training dar, das z.B. erfolgreich in der Behandlung von Kindern mit Aufmerksamkeitsdefizit-Hyperaktivitätssyndromen eingesetzt wird (z.B. Leins et al., 2006). Hierbei erlernen die Kinder im Laufe eines Trainings Selbstkontrolle über ihre langsamen kortikalen Potenziale bzw. ihre Theta-Beta-Aktivität zu erlangen. Hierdurch konnten nachweislich Aufmerksamkeitsleistungen und Intelligenzwerte gesteigert werden.

Nicht zuletzt sollte der Fokus darauf gelegt werden, BCI Anwendungen (u.a. Präsentation der Aufgabe, Feedback, technischer Aufbau) so zu gestalten, dass der Anwender darin unterstützt wird, seine Aufmerksamkeit auf die BCI Aufgabe zu fokussieren, ohne abgelenkt zu werden. Einen Überblick über relevante Forschungsarbeiten bieten hierzu Jeunet, Kaoua und Lotte (2016).

Hinsichtlich der Bedeutung motorischer Fertigkeiten für die BCI Steuerung lassen sich in der Literatur vor allem Forschungsarbeiten zum Einfluss räumlicher Fertigkeiten („spatial abilities“) finden. Darunter wird die Fähigkeit verstanden, mentale Bilder produzieren, transformieren und interpretieren zu können (Poltrock & Brown, 1984). Jeunet, Kaoua und Lotte, (2016) postulieren, dass die Verbindung zwischen visuomotorischen Koordinationsfähigkeiten und der BCI Steuerung durch räumliche Fertigkeiten moderiert wird. Weiter konnten Jeunet und Kollegen einen starken Zusammenhang ($r = .70$) zwischen räumlichen Fertigkeiten (gemessen über Mentale Rotationstests) und der Leistung im Grazer-BCI identifizieren (Jeunet, Nkaoua, et al., 2015). Basierend auf diesen Ergebnissen entwickelten sie ein Trainingsprogramm zur Verbesserung räumlicher Fertigkeiten mit Hilfe von mentalen Rotationsaufgaben (Jeunet, Lotte, Hachet, Subramanian, & Kaoua, 2016; Teillet, Lotte, N’Kaoua, & Jeunet, 2016; Jeunet, 2015;). Räumliche Fertigkeiten konnten durch das Training signifikant verbessert werden; ein linearer Zusammenhang zwischen dem Training und einem Anstieg der BCI Performanz konnte aber nicht identifiziert werden. Jedoch hatten die Dauer des Trainings (am besten kurz und

intensiv) sowie die Zeitspanne zwischen dem Training und der BCI-Sitzung (mehr als 10 Tage) einen signifikanten Einfluss auf den Lernprozess im BCI.

Forschungsarbeiten in denen motorische Koordinationsleistungen direkt trainiert wurden, um dadurch eine Steigerung der BCI Performanz zu erlangen, konnten nicht gefunden werden. Zur weiteren Überprüfung der Validität des Prädiktors „*Mittlere Fehlerdauer Gesamt*“ könnte getestet werden, ob ein wiederholtes 2HAND Training zu einer Verbesserung der BCI Performanz führt. Die weitere Fokussierung des Prädiktors visuomotorische Koordination muss prinzipiell jedoch kritisch gesehen werden, da er nur bei gesunden Probanden erfasst und direkt trainiert werden kann, denn die Mehrzahl der Patienten, die BCIs nutzen wollen, weisen erhebliche motorische Beeinträchtigungen, bis hin zur vollständigen Lähmung, auf. Aufgrund dieser Einschränkung sowie der bisherigen Datenlage, dass der direkte Einfluss visuomotorischer Koordinationsfähigkeit eher gering ist, scheint die Fokussierung auf räumliche Fertigkeiten erfolgsversprechender zu sein. Auf Basis der berichteten Studien von Jeunet und Kollegen kann angenommen werden, dass in einem gemeinsamen Regressionsmodell mit den unabhängigen Variablen „*Mittlere Fehlerdauer gesamt*“ und räumlichen Fertigkeiten, der Effekt der 2HAND Variablen auf die BCI Performanz aufgehoben werden würde. Diese Hypothese müsste natürlich noch wissenschaftlich überprüft werden.

Das Trainieren innerer Bewegungsabläufe und mentaler Bilder wird im Profisport, von Musikern oder in der Psychotherapie seit langem erfolgreich eingesetzt. Ein Sportpsychologe entwickelt z.B. gemeinsam mit dem Sportler ein sog. Mentales Training. Das ist ein detailliertes Drehbuch mit möglichst genauen Bewegungsvorstellungen und unterstützenden Selbstverbalisationen zum Abbau potentieller Selbstzweifel und Versagensängste. Nicht zuletzt fördert Mentales Training die Aufmerksamkeitsfokussierung auf die zu bearbeitende Aufgabe, die für die BCI-Steuerung - wie ausgeführt - von signifikanter Bedeutung zu sein scheint.

Hinsichtlich der Überwindung des BCI Ineffizienz Phänomens muss überprüft werden, ob ein isoliertes Training räumlicher Fertigkeiten ausreichen würde, um einen signifikanten Zuwachs zu erzielen oder ob dieses kombiniert werden sollte mit einem Training unterstützender Selbstverbalisationen hinsichtlich einer positiven Zielerreichung zur Stärkung der Kompetenzerwartung des Probanden. Letzteres könnte für Patienten, die große Hoffnung in die BCI Steuerung setzen und durch anfängliche Misserfolge schnell frustriert sein könnten, eine wichtige Rolle spielen.

5.4 Psychologische Prädiktoren der P300-BCI Steuerung

Im Folgenden werden die Ergebnisse der dritten Prädiktorstudie, in der ein P300-BCI mit visuellen und auditorischen Stimuli eingesetzt wurde, diskutiert. Zwei Variablen wiesen signifikante Korrelationen mit der Trefferquote im visuellen P300-BCI auf. Der Persönlichkeitsfaktor „*Emotionale Kontrolle*“ aus dem „*Big Five Plus One*“ (B5PO; Holocher-Ertl, Kubinger, & Menghin, 2003) korrelierte negativ, die Ergebnisvariable „*Summe der Differenzen korrekter minus falscher Ja Antworten*“ (SUMD) des Nonverbalen Lerntests (NVLT; Sturm & Willmes, 1994) hingegen positiv mit der Performanz der Probanden im visuellen Speller. Nach Ausschluss von zwei Ausreißer-Werten wurden beide Variablen als signifikante Prädiktoren identifiziert, mit einer gemeinsamen Varianzaufklärung von 36%, davon entfielen 17% auf den Faktor „*Emotionale Kontrolle*“. Auch mit der Performanz im auditorischen P300-BCI wies diese Persönlichkeitsvariable eine signifikante Korrelation auf, die Varianzaufklärung war mit 8% aber gering.

„*Emotionale Kontrolle*“ stellt den Gegenpol zum Persönlichkeitsmerkmal Neurotizismus dar. Personen mit hohen Werten hinsichtlich „*Emotionaler Kontrolle*“ beschreiben sich als ruhig, introvertiert, ausgeglichen und rational, ganz im Gegensatz zu Personen mit hohen Neurotizismus-Werten, die schnell impulsiv und mit negativen Emotionen reagieren und sich schneller bedroht fühlen. Unerwarteterweise zeigten die ruhigen und ausgeglichenen Studienteilnehmer schlechtere Leistungen im P300-BCI, sowohl im visuellen als auch im auditorischen Speller. In der BCI Literatur konnten keine Studien ausgemacht werden, die einen solchen Zusammenhang bereits gefunden hätten, sehr wohl aber Forschungsarbeiten, die einen negativen Zusammenhang zwischen hohen Neurotizismus-Werten und Aufmerksamkeitsprozessen sowie der Informationsverarbeitung beschreiben: Neurotizismus wurde u.a. mit kognitiver Inflexibilität und Schwierigkeiten beim Ignorieren irrelevanter Reize in Verbindung gebracht (MacLean & Arnell, 2010). Weiter fällt es Personen mit hohen Neurotizismus-Werten schwer, sich wieder von auffälligen Stimuli zu lösen, d.h. sie neigen dazu, ein hohes Maß an Aufmerksamkeitsressourcen in die Verarbeitung hervorstechender und irrelevanter Stimuli zu stecken (Dhinakaran, De Vos, Thorne, & Kranczioch, 2014). Hohe Neurotizismuswerte wurden darüber hinaus mit längerem Aufmerksamkeitsblinzeln in Verbindung gebracht – dies ist ein sehr kurzes Aufmerksamkeitsdefizit, das bei

schnell aufeinander folgenden visuellen Reizen, sog. „*rapid serial visual presentation*“, auftritt und als eine Art Schutzmechanismus vor kognitiver Überlastung interpretiert wird (Maclean und Arnell, 2010). Gurrera und Kollegen (2001) berichten ebenfalls eine negative Korrelation zwischen dem Persönlichkeitsfaktor Neurotizismus und der P300 Amplitude in einem auditorischen Oddball-Paradigma. Fjell und Mitarbeiter untersuchten ereigniskorrelierte Potentiale bei Personen mit hoher emotionaler Kontrolle und Personen mit hohen Neurotizismus-Werten mit dem Ziel, Unterschiede im Informationsverarbeitungsprozess identifizieren zu können (Fjell, Walhovd, Meling, & Johansen, 2005). Weder in einem auditorischen noch in einem visuellen Oddball-Paradigma ließen sich signifikante Unterschiede belegen, so dass die Autoren schlossen, dass es hinsichtlich neurokognitiver Verarbeitungsprozesse keine nennenswerte Verschiedenheit zwischen den beiden Dimensionen gibt. Die aktuellen Ergebnisse stehen also im Widerspruch zur vorhandenen Studienlage. Möglicherweise ist dies auf den Umstand zurückzuführen, dass die Gruppe der „hoch neurotischen“ Probanden in der aktuellen Stichprobe eher gering war: Lediglich drei Probanden wiesen auf der Skala „Emotionale Kontrolle“ PR-Werte von kleiner 16 und damit überdurchschnittlich hohe Neurotizismus-Werte auf.

Als historische Grundlage für die gefundenen Ergebnisse kann die Arousal Theorie von Eysenck (1967) herangezogen werden. Er führt darin aus, dass Personen mit hohen Neurotizismus-Werten geringere Erregungsschwellen in subkortikalen Strukturen aufweisen und dass dies mit einem höheren Arousal-Level im Limbischen System verknüpft ist. Man könnte also spekulieren, dass hoch neurotische BCI Nutzer aufgrund ihrer geringeren Arousal-Schwelle besser auf die vorgegebene BCI Aufgabe ansprechen. Ob sich der neue Prädiktor „*Emotionale Kontrolle*“ als stabiler Prädiktor erweist, muss in weiteren Studien systematisch untersucht werden. Hierzu müssten in einem ersten Screening zunächst eine ausreichend große Probandengruppe mit überdurchschnittlichen Neurotizismuswerten ($PR > 84$) und eine Gruppe mit unterdurchschnittlichen Werten ($PR < 16$) identifiziert werden, um diese dann in einem zweiten Schritt hinsichtlich ihrer Leistung im P300-BCI zu vergleichen.

Der zweite identifizierte Prädiktor „*SUMD*“ wird im Nonverbalen Lerntest (NVLT; Sturm & Willmes, 1994) als Kriterium für die Lernfähigkeit eines Probanden gewertet. Der NVLT untersucht mit Hilfe graphischer Darstellungen, die schwer zu verbalisieren sind (siehe Abb. 8), die non-verbale Lernfähigkeit, die für die Bewältigung einer P300-BCI

Aufgabe auch relevant zu sein scheint. Ein hoher Wert in der Ergebnisvariablen „S_{UMD}“ steht dafür, dass es dem Versuchsteilnehmer gut gelungen ist, zwischen neuen und bereits präsentierten Items zu differenzieren. Folglich gibt diese Variable auch Auskunft über die Gedächtnisleistung und die Konzentrationsfähigkeit - beides sind elementare Voraussetzungen für einen effektiven Lernprozess.

In der Literatur ist eine Studie zu finden, die einen Zusammenhang zwischen den Ergebnissen im NVLT und spezifischen P300 Komponenten berichtet: Sachs und Kollegen (2004) untersuchten Auffälligkeiten in den EKPs bei Patienten mit der Diagnose einer Sozialen Phobie. Bei diesen Patienten identifizierten sie sowohl reduzierte P300 Amplituden, als auch verlängerte P300 Latenzen – letzteres stand in Zusammenhang mit schlechteren Ergebnissen bei zentralen Lernfähigkeiten, die mit Hilfe des NVLT gemessen wurden. Diese Studienergebnisse unterstreichen demnach die potentielle Relevanz nonverbaler Lernfähigkeiten (wie sie über den NVLT gemessen werden) für die Steuerung eines P300-BCI

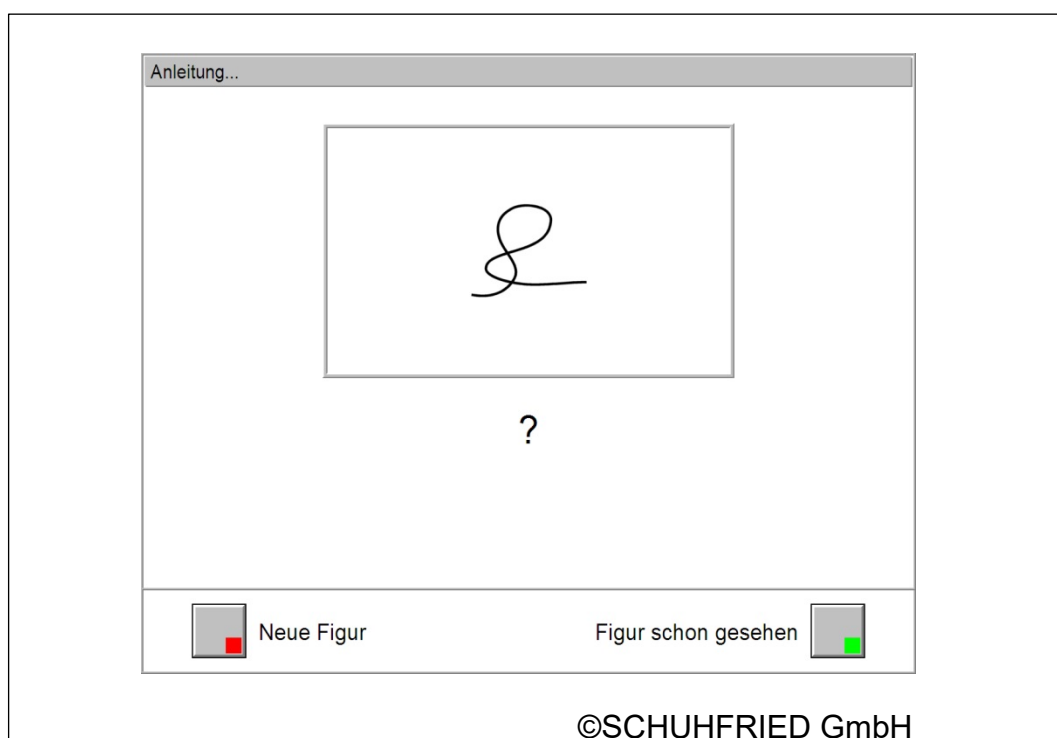


Abbildung 8: Aufgabenstellung des NVLT: Der Studienteilnehmer muss für jedes Item entscheiden, ob dies schon einmal präsentiert wurde oder ob es sich um eine neue Figur handelt.

Unsere Ergebnisse werden ebenfalls durch die Daten von Sprague und Kollegen (2016) gestützt, die den Faktor Arbeitsgedächtnis als signifikanten Prädiktor für die P300-BCI Performanz identifizieren konnten. Die Autoren empfehlen, die Leistung des Arbeitsgedächtnisses durch ein Trainingsprogramm zu verbessern, um dadurch einen positiven Effekt auf die BCI Leistung ausüben zu können. Für die Überprüfung der Effektivität eines solchen Trainings schlugen sie verschiedene experimentelle Designs vor und führten weiter aus, dass eine länger andauernde BCI Nutzung vermutlich selbst zu einer Steigerung der Leistungen des Arbeitsgedächtnisses führen kann. Konkret würden sie dies durch den Vergleich von drei Gruppen (Arbeitsgedächtnis-Trainingsgruppe, BCI-Gruppe und Kontrollgruppe) untersuchen wollen. Auf diesem Wege wäre es auch möglich, den kausalen Einfluss von nonverbalen Lernfähigkeiten auf die P300-BCI Performanz zu erheben.

An dieser Stelle ist es wichtig hervorzuheben, dass wir zum Zeitpunkt der Studiendurchführung, nicht erwartet hatten, dass eine Ergebnisvariable des NVLT mit der Trefferquote im P300-BCI korrelieren würde. Vielmehr wurden Zusammenhänge mit der Leistung im SMR-BCI erwartet - da die Probanden beide BCI Ansätze durchliefen, war es möglich, die Ergebnisvariablen des NVLT ebenfalls mit der P300-BCI Leistung in Verbindung zu setzen.

Wie auch in der hier zugrundeliegenden Studie beobachtet, erreichen gesunde Probanden im P300-BCI in der Regel sehr hohe Trefferquoten (Guger et al., 2009). Dennoch konnte kürzlich gezeigt werden, dass die P300-BCI Performanz mit zunehmender Zeit noch gesteigert werden kann, vor allem unter erschwerten Bedingungen. Baykara und Kollegen (2016) sowie Herweg und Kollegen (Herweg, Gutzeit, Kleih, & Kübler, 2016) präsentierten gesunden Probanden ein nicht-visuelles BCI und konnten für auditorische und taktile Modalitäten signifikante Lernzuwächse belegen. Halder und Mitarbeiter konnten diesen Effekt auch für Patienten mit neurodegenerativen Erkrankungen nachweisen (Halder, Käthner, & Kübler, 2016). Auf Basis dieser Ergebnisse kann geschlussfolgert werden, dass die Fähigkeit zu Lernen, für die Steuerung eines P300-BCIs möglicherweise doch bedeutender ist, als lange Zeit vermutet.

Entgegen der Ergebnisse von Sprague und Kollegen (2016) konnte in der aktuellen Studie kein Zusammenhang zwischen der Intelligenz der Probanden und der Leistung im P300-BCI gefunden werden. Möglicherweise kann dies auf die unterschiedlichen

Testverfahren, die zur Intelligenzmessung verwendet wurden, zurückgeführt werden. Sprague und Kollegen setzten einen Test zur Messung der Allgemeinen Intelligenz, vor allem der sog. kristallinen Intelligenz ein („*Picture Vocabulary Test*“), wohingegen in der hier zugrundeliegenden Studie die „*Raven’s Standard Progressive Matrices*“ (Raven, 1998) eingesetzt wurden, die die sog. fluide Intelligenz erfassen.

Im Gegensatz zu den Forschungsergebnissen von Kleih und Kollegen (2010) und Baykara und Mitarbeitern (2016) konnten die erfassten Motivationskomponenten aktuell nicht als signifikante Prädiktoren identifiziert werden. Möglicherweise sind Unterschiede in den Studiendesigns dafür verantwortlich: Während Kleih und Kollegen, die Motivation ihrer Probanden systematisch durch finanzielle Anreize manipulierten, setzten Baykara und Kollegen im auditorischen P300-BCI Tierstimmen zur Stimuluspräsentation ein, außerdem wurden fünf BCI-Sitzungen realisiert.

Ebenfalls entgegen unserer Erwartungen, konnte keine signifikante Korrelation zwischen den Variablen Aufmerksamkeit und Konzentration – operationalisiert über den Cognitrone Test (Schuhfried, 2007a) – und der P300-BCI Performanz gefunden werden. Der Cognitrone erfasst Aspekte der selektiven Aufmerksamkeit, darunter wird das Lenken der Aufmerksamkeit auf relevante Reize bei gleichzeitigem Ignorieren irrelevanter Reize verstanden. Genau diese selektiven Aufmerksamkeitsprozesse sind für eine erfolgreiche BCI Steuerung essentiell. Jin und Kollegen konnten zeigen, dass Veränderungen in der Stimuluspräsentation (Wabenform mit roten Punkten), die dazu führen sollen, die Aufmerksamkeit des Anwenders noch mehr zu binden, zu einer verbesserten BCI Leistung führten (Jin, Zhang, Daly, Wang, & Cichocki, 2017). Lakey und Kollegen berichten von einer gesteigerten BCI Leistung und einer größeren P300 Amplitude in Zusammenhang mit einer kurzen Achtsamkeitsmeditation, die ebenfalls zu einer Besserung der Aufmerksamkeitsleistung beitragen sollte (Lakey, Berry, & Sellers, 2011). In Bezug auf BCI Endnutzer, berichten Geronimo und Kollegen, dass ALS Patienten mit voranschreitender kognitiver Beeinträchtigung, vor allem im Bereich der Aufmerksamkeit, zunehmend schlechtere Leistungen im BCI zeigen (Geronimo, Simmons, & Schiff, 2016).

Zusammenfassend kann geschlossen werden, dass aufmerksamkeitsbezogene Prozesse einen bedeutenden Einfluss auf die Steuerung eines P300-BCIs ausüben; dies konnte in der vorliegenden Studie, operationalisiert mit dem Cognitrone, jedoch nicht repliziert werden.

Letztlich konnten entgegen unserer Erwartungen und den Ergebnissen von Gurrera und Kollegen (2001) ebenfalls keine signifikanten Korrelationen zwischen den Persönlichkeitsdimensionen Gewissenhaftigkeit, Verträglichkeit, Extraversion und Offenheit mit der Performanz im P300-BCI identifiziert werden.

5.5 Einschränkungen

Abschließend wird auf eine Reihe von Einschränkungen der drei durchgeführten Studien hingewiesen.

Zunächst muss ausgeführt werden, dass verglichen mit der großen Anzahl erfasster psychologischer Parameter, bedauerlicherweise nur sehr wenige signifikante Korrelationen bzw. Prädiktoren der BCI Steuerung identifiziert werden konnten.

Wie in den meisten BCI Studien setzten sich unsere Stichproben überwiegend aus Studierenden (v.a. des Studienfachs Psychologie), d.h. jungen, gesunden Probanden mit einem relativ hohen Bildungsgrad, zusammen. Es kann davon ausgegangen werden, dass diese Homogenität zu einer Einschränkung der Varianz der psychologischen Testergebnisse geführt hat – dies wiederum kann in kausalen Zusammenhang mit dem Fehlen weiterer signifikanter Zusammenhänge gebracht werden.

Im Vergleich zu den Studienstichproben sind Patientenstichproben im Durchschnitt signifikant älter – das Haupterkrankungsalter bei ALS liegt zwischen dem 50. und 70. Lebensjahr – und unterscheiden sich auch hinsichtlich anderer relevanter Variablen (z.B. Volumen der grauen und weißen Substanz) deutlich. Auch kann vermutet werden, dass jüngere BCI Nutzer ein höheres Maß an Vertrautheit im Umgang mit technischen Geräten aufweisen, dies entspricht laut Jeunet und Kollegen der ersten Prädiktoren Kategorie „Beziehung des BCI Nutzers zu Technologie“ (Jeunet, Kaoua, et al., 2016). Daher muss betont werden, dass eine Generalisierung der Ergebnisse von gesunden BCI Nutzern auf Patienten nur sehr eingeschränkt möglich ist.

Darauf weisen auch die Studienergebnisse von McCane und Kollegen (2015) hin. Sie verglichen ALS Patienten mit einer Gruppe gesunder altersausbalancierter

Kontrollpersonen hinsichtlich relevanter Parameter in einem P300-BCI. Die beiden Gruppen unterschieden sich hinsichtlich der BCI Performanz und der Übertragungsrate nicht signifikant voneinander. Es konnten jedoch signifikante Unterschiede in der Lokalität und der Amplitudenhöhe der P300 sowie hinsichtlich der Amplitudenhöhe der frühen Negativität (N200) und der Latenz der späten Negativität (zwischen 400 und 800ms) identifiziert werden.

Daraus könnten sich folgende Konsequenzen für die weitere Prädiktorforschung ergeben: Die Untersuchung gesunder Probanden kann als erstes Screening dienen, an das sich eine Datenerhebung an Patienten anschließen muss, um die Reliabilität und die Validität der zuvor identifizierten Prädiktoren überprüfen zu können. McCane und Kollegen (2014) folgend, muss dabei überprüft werden, ob eine Anpassung der Elektrodenpositionierung oder eine Veränderung der Auswahl der Ziel-Elektroden erfolgen sollte. Die Ergebnisse von McCane und Kollegen sprechen jedenfalls dafür, dass durch die ALS kortikale Veränderungen hervorgerufen werden, die sich im EEG der Patienten niederschlagen und somit die BCI Steuerung beeinflussen.

Unser Bestreben war es, eine große Bandbreite potentiell relevanter psychologischer Variablen zu erfassen – allein die Untergruppe der Persönlichkeitstests umfasste 25 Ergebnisvariablen. Daraus ergab sich jedoch die Gefahr einer Alphafehler-Kumulierung, der mit Hilfe der Bonferroni Korrektur entgegen gewirkt wurde. Auch wenn unsere Stichproben im Vergleich zu anderen BCI-Forschungsarbeiten mit 80 respektive 40 Probanden relativ groß waren, waren sie dennoch zu klein, um nach der Bonferroni-Korrektur weiterhin signifikante Ergebnisse zu erhalten. Daraus ergibt sich für zukünftige Studien die Notwendigkeit, noch größere Stichproben zu rekrutieren.

Der Grad der Varianzaufklärung – über alle hier berichteten Regressionsmodelle hinweg – war vergleichsweise gering und daher die Stabilität der Regressionsmodelle eher fraglich. Dies betont nochmals die Notwendigkeit von Replikationsstudien, in denen die Reliabilität und Validität der Prädiktoren überprüft werden kann. Die Methodenwahl hinsichtlich Variablenreduktion kann sicherlich als konservativ bewertet werden, da durch diese Methode nur wenige Variablen in die Regressionsanalyse eingingen, gleichzeitig konnten dadurch Interkorrelationen vermieden und weitgehend unabhängige Prädiktoren identifiziert werden.

Als weitere Einflussgrößen, die für die geringe Anzahl identifizierter signifikanter Prädiktoren verantwortlich gemacht werden könnten, sind die Auswahl der

eingesetzten BCI Paradigmen sowie die Anzahl der durchgeführten Trainingssitzungen zu nennen. In der ersten SMR Studie wurde das Berliner Brain-Computer Interface eingesetzt, das auf den Prinzipien des maschinellen Lernens gründet und daher maßgeblich auf Mustererkennung beruht. Menschliches Lernen fand also kaum statt, außerdem wurde lediglich eine Feedback-Sitzung umgesetzt. In der zweiten Studie mit klassischem Neurofeedback wurden lediglich drei Trainingssitzungen (auf drei Tage verteilt) realisiert, d.h. dass Lernprozesse vermutlich nur begrenzt zum Tragen gekommen sind. Auch kann spekuliert werden, dass bestimmte psychologische Variablen in unterschiedlichen Lernstadien mehr oder weniger Einfluss auf die BCI-Steuerung ausüben. Ein solcher Zusammenhang kann jedoch nur erfasst werden, wenn das BCI-Training über mehrere Wochen (evtl. Monate) fortgesetzt wird. Da bei einem P300-BCI in der Regel bereits ab der ersten Sitzung eine hohe Trefferquote erzielt wird, wird in Studien meist nur ein Messzeitpunkt realisiert. Die Ergebnisse unserer Studie legen nahe, dass auch bei der P300-BCI Steuerung Lernprozesse involviert sind. Die Umsetzung wiederholter P300-Sitzungen könnte Aufschluss darüber geben, ob und wie sich der Einfluss der identifizierten Prädiktoren verändert bzw. ob möglicherweise neue Prädiktoren hinzukommen.

In der P300-BCI Studie war die Anzahl der Sequenzen zu hoch gewählt, so dass hinsichtlich der Trefferquoten ein sog. Deckeneffekt entstand. Diese drastische Einschränkung der Varianz machte eine Prädiktoranalyse zunächst unmöglich, so dass nur durch eine Offline-Analyse mit reduzierter Anzahl von Sequenzen, die berichteten Zusammenhänge aufgedeckt werden konnten. Weiter könnte spekuliert werden, dass durch die zu hoch gewählte Anzahl an Sequenzen, der Effekt weiterer Einflussfaktoren (z.B. Frustration, Aufmerksamkeitsprozesse, Impulsivität) nivelliert wurde bzw. nur dann zum Tragen gekommen wäre, wenn die Probanden online mit drei Sequenzen, d.h. mit einem höheren Schwierigkeitsgrad, das P300-BCI gesteuert hätten.

Inzwischen gibt es hinsichtlich des P300-BCI Paradigmas neue Entwicklungen, die zum Zeitpunkt der Datenerhebung für die hier zugrundeliegende Studie noch nicht vorlagen. So z. B. die sog. „*dynamic stopping*“ oder „*early stopping*“ Methode. Hierbei werden mit Hilfe eines Algorithmus für jeden Zielbuchstaben nur genauso viele Daten gesammelt, bis die Wahrscheinlichkeit für einen bestimmten Buchstaben einen

festgelegten Grenzwert übersteigt (Kindermans, Tangermann, Müller, & Schrauwen, 2014; Schreuder et al., 2013; Höhne, Schreuder, Blankertz, & Tangermann, 2011; Schreuder, Höhne, Treder, Blankertz, & Tangermann, 2011). Mainsah und Kollegen (2015) berichten für eine Stichprobe mit ALS Patienten unter Anwendung der „*dynamic stopping*“ Methode von einem signifikanten Anstieg der Übertragungsrate im Vergleich zur statischen Methode mit festgelegter Anzahl von Sequenzen. Die Treffergenauigkeit unterschied sich hinsichtlich der beiden Verfahren aber nicht voneinander.

Eine zweite beeindruckende Weiterentwicklung betrifft Änderungen bei der Stimuluspräsentation. Beim sog. „*face flashing*“ (Aufleuchten von Gesichtern prominenter Personen) konnten größere P300 und zusätzliche ERPs beobachtet werden (N170 und N400f), die sich im Vergleich zur klassischen Stimuluspräsentation in einer besseren P300-BCI Leistung niederschlugen (Zhou, Jin, Daly, Wang, & Cichocki, 2016; Kaufmann et al., 2013).

Zuletzt muss noch darauf hingewiesen werden, dass die gefundenen psychologischen Prädiktoren sowie alle anderen erhobenen psychologischen Variablen keine signifikanten Korrelationen mit den relevanten physiologischen Parametern aufwiesen. Das Fehlen dieser Korrelationen muss aber nicht zwangsläufig als Schwächung der Ergebnisse verstanden werden, sondern zeigt vielmehr, dass die erfassten psychologischen Ergebnisvariablen keinen direkten Einfluss auf die physiologische Antwort (z.B. Desynchronisation des μ -Rhythmus), die für die BCI-Steuerung erforderlich ist, hatten. Die Dissoziation zwischen physiologischen und verhaltensbezogenen Komponenten im Hinblick auf ein Zielverhalten ist ein gut beschriebenes Phänomen (Lang, 1993). Nach Lang umfasst ein spezifisches Verhalten subjektive, verhaltensbezogene und physiologische Aspekte, wobei diese drei Komponenten nicht zwingend miteinander korrelieren müssen. Dieses Phänomen kann z.B. bei Angstpatienten beobachtet werden, wenn sie die Konfrontation mit dem Angstobjekt nicht mehr als beängstigend bewerten, aber die physiologische Reaktion (z.B. Herzrate) immer noch gesteigert ist. Jeunet, Nkaoua und Kollegen (2015) berichten ebenfalls, dass sie trotz signifikanter Korrelationen zwischen psychologischen Variablen und der BCI Leistung keine Zusammenhänge mit neurophysiologischen Markern identifizieren konnten.

6 Ausblick

Die drei zugrundeliegenden Forschungsarbeiten bestätigen einen moderaten Einfluss psychologischer Variablen auf die BCI Steuerung in unterschiedlichen BCI Paradigmen. Die Ergebnisse zeigen große Überschneidungen mit anderen Studienergebnissen, wodurch die Gültigkeit der Ergebnisse untermauert wird. Die Studien leisten damit einen Beitrag zur Grundlagenforschung hinsichtlich des übergeordneten Ziels, das BCI Ineffizienz Phänomen besser verstehen, reduzieren und langfristig weitgehend überwinden zu können. Eine Integration der Einzelergebnisse hinsichtlich relevanter psychologischer Prädiktoren der BCI Steuerung könnte langfristig durch den Forschungsansatz von Lotte und Jeunet (2015) gelingen. Sie greifen in ihrem Artikel „*Towards improved BCI based on human learning principles*“ die Einschränkungen und Grenzen der aktuellen BCI Standardprotokolle vor dem Hintergrund der Prinzipien des menschlichen Lernens und der relevanten Prädiktorliteratur auf. Ihre Vision ist die Programmierung eines intelligenten Lernsystems, das das individuelle Profil des BCI Nutzers erkennt und das BCI Trainingsprotokoll daran anpasst sowie auch während der BCI Sitzung online an die jeweiligen Bedürfnisse (z. B. emotional, motivational, kognitiv) des Anwenders adaptiert. Verbesserungen werden z.B. hinsichtlich der Instruktionen (BCI-Nutzer soll Freiheit haben, zu experimentieren), der Trainingsaufgabe (zunehmender Schwierigkeitsgrad, adaptive und vorbereitende Aufgaben), des Feedbacks (Einsatz von taktilem Feedback) oder hinsichtlich des Trainingsumfelds (Einsatz virtueller Realitäten) genannt.

Die Überwindung des BCI-Ineffizienz Phänomens ist aber mit Nichten die einzige Herausforderung, der sich die BCI Forschung zu stellen hat. Eine der wichtigsten Entwicklungsaufgaben besteht darin, das BCI vom Labor in die Häuser und den Alltag von Patienten zu bringen. Hierzu ist es notwendig, benutzerfreundliche und robuste BCI Anwendungen zu konzipieren, die auch von Laien angewendet werden können. Patienten prangerten bisher vor allem eine zu geringe

Übertragungsgeschwindigkeit und einen hohen Zeitaufwand an und äußerten Kritik hinsichtlich der EEG-Kappe (unbequem, unästhetisch, Fremdkörper; z.B. Käthner et al., 2017; Peters et al., 2015; Kübler et al., 2014; Zickler et al., 2011). Dass ein alltäglicher und von Laien verantworteter BCI Einsatz möglich ist, schildern Holz, Botrel, Kaufmann und Kübler (2015) in einer Einzelfallstudie mit einer 73 jährigen ALS Patientin im Locked-in Zustand, die über 14 Monate fast 200 BCI Sitzungen („Brain Painting) eigenverantwortlich mit Unterstützung ihrer Familie absolvierte. Aus psychologischer Perspektive konnte durch die BCI Anwendung die Verstärkerbilanz der stark beeinträchtigten Patientin deutlich gebessert werden: Die Autoren berichten, dass die Patientin die Möglichkeit bekam, ihre Bilder öffentlich auszustellen und auch Bilder verkaufen konnte. Das „Brain Painting“ hatte einen positiven Einfluss auf die selbstbeurteilte Lebensqualität der Patientin, bei insgesamt hohen Zufriedenheitswerten für die BCI-Anwendung.

Um die positiven Effekte der BCI Nutzung in Zukunft einer möglichst großen Patientengruppe zugänglich machen zu können, muss es das erklärte Ziel der Forschung sein, das BCI Ineffizienz Phänomen durch Studien zu den Grundlagen der BCI Steuerung sowie durch systematische Verbesserungen und Weiterentwicklungen der bisherigen BCI Anwendungen immer besser verstehen und so weit wie möglich reduzieren zu können – ein kleiner Baustein konnte durch die berichteten Forschungsarbeiten hoffentlich hinzugefügt werden.

Vollkommenheit entsteht offensichtlich nicht dann, wenn man nichts mehr hinzuzufügen hat, sondern wenn man nichts mehr wegnehmen kann.

Antoine de Saint-Exupéry

Literatur

- Ahn, M., & Jun, S. C. (2015). Performance variation in motor imagery brain-computer interface: A brief review. *Journal of Neuroscience Methods*, 243, 103–110.
- Ahn, S., Kim, K., & Jun, S. C. (2016). Steady-State Somatosensory Evoked Potential for Brain-Computer Interface—Present and Future. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9(January), 1–6.
- Allison, B., & Neuper, C. (2010). Could anyone use a BCI? In *Brain-Computer Interfaces: Human-Computer Interaction Series* (pp. 35–54). Springer London.
- Allison, B. Z., Faller, J., Neuper, C., Wolpaw, J. R., & Wolpaw, E. W. (2012). BCIs that use steady-state visual evoked potentials or slow cortical potentials. In J. R. Wolpaw & E. W. Wolpaw (Eds.), *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice* (pp. 241–250). New York: Oxford University Press.
- Bamdadian, A., Guan, C., Ang, K. K., & Xu, J. (2014). The predictive role of pre-cue EEG rhythms on MI-based BCI classification performance. *Journal of Neuroscience Methods*, 235, 138–144.
- Bascom, P., & Tolle, S. (2002). Responding to requests for physician-assisted suicide: “these are uncharted waters for both of us. . . .” *JAMA*, 288(1), 91–98.
- Baykara, E., Ruf, C. A., Fioravanti, C., Käthner, I., Simon, N., Kleih, S. C., ... Halder, S. (2016). Effects of training and motivation on auditory P300 brain-computer interface performance. *Clinical Neurophysiology*, 127(1), 379–387.
- Bensch, M., Karim, A. A., Mellinger, J., Hinterberger, T., Tangermann, M., Bogdan, M., ... Birbaumer, N. (2007). Nessi: An EEG-controlled web browser for severely paralyzed patients. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2007.
- Birbaumer, N., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Iversen, I., Kotchoubey, B., Kübler, A., ... Flor, H. (1999). A spelling device for the paralysed. *Nature*, 398(6725), 297–298.
- Blankertz, B., Acqualagna, L., Dähne, S., Haufe, S., Schultze-Kraft, M., Sturm, I., ... Müller, K. R. (2016). The Berlin brain-computer interface: Progress beyond communication and control. *Frontiers in Neuroscience*.
- Blankertz, B., Sannelli, C., Halder, S., Hammer, E., Kübler, A., Müller, K.-R., ... Dickhaus, T. (2010). Neurophysiological Predictor of SMR-Based BCI Performance. *Neuroimage*, 51, 1303–1309.

- Blankertz, B., Losch, F., Krauledat, M., Dornhege, G., Curio, G., & Müller, K.-R. (2008). The Berlin Brain–Computer Interface: Accurate Performance From First-Session in BCI-Naive Subjects. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *55*(10), 2452–2462.
- Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Müller, K.-R., & Curio, G. (2007). The non-invasive Berlin Brain–Computer Interface: Fast acquisition of effective performance in untrained subjects. *NeuroImage*, *37*(2), 539–550.
- Botrel, L., Holz, E. M., & Kübler, A. (2015). Brain Painting V2: evaluation of P300-based brain-computer interface for creative expression by an end-user following the user-centered design. *Brain-Computer Interfaces*, *2*(2–3), 135–149.
- Burde, W., & Blankertz, B. (2006). Is the locus of reinforcement a predictor of brain-computer interface performance? (pp. 76–77). In Proceedings of the 3rd International Brain-Computer Interface 514 Workshop and Training Course 2006. Verlag der Technischen Universität Graz.
- Cassady, K., You, A., Doud, A., & He, B. (2014). The impact of mind-body awareness training on the early learning of a brain-computer interface. *Technology*, *2*(3), 254–260.
- Chaudhary, U., Xia, B., Silvoni, S., Cohen, L. G., & Birbaumer, N. (2017). Brain–Computer Interface–Based Communication in the Completely Locked-In State. *PLoS Biology*, *15*(1), 1–25.
- Dhinakaran, J., De Vos, M., Thorne, J. D., & Kranczioch, C. (2014). Neuroticism focuses attention: evidence from SSVEPs. *Experimental Brain Research*, *232*(6), 1895–1903.
- Eysenck, H. (1967). *The biological basis of personality*. Frankfurt/M.: Transaction publishers.
- Fabiani, M., Gratton, G., Karis, D., & Donchin, E. (1987). Definition, identification, and reliability of measurement of the P300 component of the event-related brain potential. *Advances Psychophysiol*, *2*, 1–78.
- Farwell, L. A., & Donchin, E. (1988). Talking Off the Top of Your Head. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*.
- Fjell, A. M., Walhovd, K. B., Meling, S., & Johansen, M. B. (2005). Basic information processing of neurotics and stables: An experimental ERP approach to personality and distractibility. *Scandinavian Journal of Psychology*, *46*(6), 493–502.

- Furdea, A., Halder, S., Krusienski, D. J., Bross, D., Nijboer, F., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2009). An auditory oddball (P300) spelling system for brain-computer interfaces. *Psychophysiology*, *46*(3), 617–625.
- Geronimo, A., Simmons, Z., & Schiff, S. J. (2016). Performance predictors of brain-computer interfaces in patients with amyotrophic lateral sclerosis. *Journal of Neural Engineering*, *13*(2), 26002.
- Geronimo, A., Stephens, H. E., Schiff, S. J., & Simmons, Z. (2015). Acceptance of brain-computer interfaces in amyotrophic lateral sclerosis. *Amyotrophic Lateral Sclerosis and Frontotemporal Degeneration*, *16*(3–4), 258–264.
- Grosse-Wentrup, M., & Schölkopf, B. (2012). High gamma-power predicts performance in sensorimotor-rhythm brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, *9*(4), 46001.
- Grosse-Wentrup, M., Schölkopf, B., & Hill, J. (2011). Causal influence of gamma oscillations on the sensorimotor rhythm. *NeuroImage*, *56*(2), 837–842.
- Guger, C., Spataro, R., Allison, B., Heilinger, A., Ortner, R., Cho, W., & La Bella, V. (2017). Complete locked-in and locked-in patients: Command following assessment and communication with vibro-tactile P300 and motor imagery brain-computer interface tools. *Frontiers in Neuroscience*, *11*, 251.
- Guger, C., Daban, S., Sellers, E., Holzner, C., Krausz, G., Carabalona, R., ... Edlinger, G. (2009). How many people are able to control a P300-based brain-computer interface (BCI)? *Neuroscience Letters*, *462*(1), 94–98.
- Guger, C., Edlinger, G., Harkam, W., Niedermayer, I., & Pfurtscheller, G. (2003). How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *11*(2), 145–147.
- Gurrera, R. J., O'Donnell, B. F., Nestor, P. G., Gainski, J., & McCarley, R. W. (2001). The P3 auditory event-related brain potential indexes major personality traits. *Biological Psychiatry*, *49*(11), 922–929.
- Halder, S., Käthner, I., & Kübler, A. (2016). Training leads to increased auditory brain-computer interface performance of end-users with motor impairments. *Clinical Neurophysiology*, *127*(2), 1288–1296.
- Halder, S., Hammer, E. M., Kleih, S. C., Bogdan, M., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2013). Prediction of Auditory and Visual P300 Brain-Computer Interface Aptitude. *PLoS ONE*, *8*(2).

- Halder, S., Ruf, C. A., Furdea, A., Pasqualotto, E., De Massari, D., van der Heiden, L., ... Matuz, T. (2013). Prediction of P300 BCI Aptitude in Severe Motor Impairment. *PLoS ONE*, 8(10), e76148.
- Halder, S., Agorastos, D., Veit, R., Hammer, E. M., Lee, S., Varkuti, B., ... Kübler, A. (2011). Neural mechanisms of brain-computer interface control. *NeuroImage*, 55(4), 1779–1790.
- Hammer, E. M., Halder, S., Kleih, S., & Kübler, A. (2018). Psychological predictors of visual and auditory P300 Brain-Computer Interface performance. *Frontiers in Neuroprosthetics*.
- Hammer, E. M., Kaufmann, T., Kleih, S. C., Blankertz, B., & Kübler, A. (2014). Visuo-motor coordination ability predicts performance with brain-computer interfaces controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR). *Frontiers in Human Neuroscience*.
- Hammer, E. M., Halder, S., Blankertz, B., Sannelli, C., Dickhaus, T., Kleih, S., ... Kübler, A. (2012). Psychological predictors of SMR-BCI performance. *Biological Psychology*, 89(1), 80–86.
- Hammer, E. M., Häcker, S., Hautzinger, M., Meyer, T. D., & Kübler, A. (2008). Validity of the ALS-Depression-Inventory (ADI-12)— A new screening instrument for depressive disorders in patients with amyotrophic lateral sclerosis. *Journal of Affective Disorders*, 109(1), 213–219.
- Hecht, M., Hillemacher, T., Gräsel, E., Tigges, S., Winterholler, M., Heuss, D., ... Neundörfer, B. (2002). Subjective experience and coping in ALS. *Amyotrophic Lateral Sclerosis and Other Motor Neuron Disorders*, 3(4), 225–231.
- Herweg, A., Gutzeit, J., Kleih, S., & Kübler, A. (2016). Wheelchair control by elderly participants in a virtual environment with a brain-computer interface (BCI) and tactile stimulation. *Biological Psychology*, 121, 117–124.
- Höhne, J., Schreuder, M., Blankertz, B., & Tangermann, M. (2011). A novel 9-class auditory ERP paradigm driving a predictive text entry system. *Frontiers in Neuroscience*, 5(AUG), 1–10.
- Holocher-Ertl, S., Kubinger, K., & Menghin, S. (2003). Big Five Plus One Persönlichkeitsinventar (B5PO). Mödling: Schuhfried.

- Holz, E. M., Botrel, L., Kaufmann, T., & Kübler, A. (2015). Long-term independent brain-computer interface home use improves quality of life of a patient in the locked-in state: A case study. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 96(3), S16–S26.
- Holz, E. M., Botrel, L., & Kübler, A. (2015). Independent home use of Brain Painting improves quality of life of two artists in the locked-in state diagnosed with amyotrophic lateral sclerosis. *Brain-Computer Interfaces*, 2(2–3), 117–134.
- Holz, E. M., Höhne, J., Staiger-Sälzer, P., Tangemann, M., & Kübler, A. (2013). Brain-computer interface controlled gaming: evaluation of usability by severely motor restricted end-users. *Artificial Intelligence in Medicine*, 59(2), 111–120.
- Jeunet, C., Jahanpour, E., & Lotte, F. (2016). Why standard brain-computer interface (BCI) training protocols should be changed: an experimental study. *Journal of Neural Engineering*, 13(3), 36024.
- Jeunet, C., Kaoua, B., & Lotte, F. (2016). Advances in User-Training for Mental-Imagery Based BCI Control: Psychological and Cognitive Factors and their Neural Correlates. *Progress in Brain Research, Elsevier, 2016*. <hal-01302138v2>.
- Jeunet, C., Lotte, F., Hachet, M., Subramanian, S., & Kaoua, B. N. (2016). Spatial Abilities Play a Major Role in BCI Performance. In *6th International BCI Meeting, May 2016*. Asilomar, United States. 2016. <hal-01285369>.
- Jeunet, C. (2015). Training Users' Spatial Abilities to Improve Brain-Computer Interface Performance: A Theoretical Approach. In *9th Conference of Young Researchers in Cognitives Sciences*. France, 2015.
- Jeunet, C., Nkaoua, B., Subramanian, S., Hachet, M., & Lotte, F. (2015). Predicting Mental Imagery-Based BCI Performance from Personality, Cognitive Profile and Neurophysiological Patterns. *PLoS ONE*, 1–21.
- Jeunet, C., Vi, C., Spelmezan, D., N'Kaoua, B., Lotte, F., & Subramanian, S. (2015). Continuous Tactile Feedback for Motor-Imagery Based Brain-Computer Interaction in a Multitasking Context. In J. Abascal, S. Barbosa, M. Fetter, T. Gross, P. Palanque, & M. Winckler (Eds.), *Human-Computer Interaction -- INTERACT 2015* (pp. 488–505). Cham: Springer International Publishing.
- Jin, J., Zhang, H., Daly, I., Wang, X., & Cichocki, A. (2017). An improved P300 pattern in BCI to catch user's attention. *Journal of Neural Engineering*, 14(3), 36001.

- Käthner, I., Halder, S., Hintermüller, C., Espinosa, A., Guger, C., Miralles, F., ... Kübler, A. (2017). A multifunctional brain-computer interface intended for home use: An evaluation with healthy participants and potential end users with dry and gel-based electrodes. *Frontiers in Neuroscience*, 11(MAY), 1–21.
- Käthner, I., Wriessnegger, S. C., Müller-Putz, G. R., Kübler, A., & Halder, S. (2014). Effects of mental workload and fatigue on the P300, alpha and theta band power during operation of an ERP (P300) brain-computer interface. *Biological Psychology*, 102(1), 118–129.
- Käthner, I., Ruf, C. A., Pasqualotto, E., Braun, C., Birbaumer, N., & Halder, S. (2013). A portable auditory P300 brain-computer interface with directional cues. *Clinical Neurophysiology*, 124(2), 327–338. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2012.08.006>
- Kaufmann, T., Schulz, S. M., Köblitz, A., Renner, G., Wessig, C., & Kübler, A. (2013). Face stimuli effectively prevent brain-computer interface inefficiency in patients with neurodegenerative disease. *Clinical Neurophysiology*, 124(5), 893–900.
- Kaufmann, T., Vögele, C., Sütterlin, S., Lukito, S., & Kübler, A. (2012). Effects of resting heart rate variability on performance in the P300 brain-computer interface. *International Journal of Psychophysiology*, 83(3), 336–341.
- Kaufmann, T., Williamson, J., Hammer, E., Murray-Smith, R., & Kübler, A. (2011). Visually Multimodal vs. Classic Unimodal Feedback Approach for SMR-BCIs: A Comparison Study. *Int. J. Bioelectromagn*, 13.
- Ke, Y., Wang, P., Chen, Y., Gu, B., Qi, H., Zhou, P., & Ming, D. (2016). Training and testing ERP-BCIs under different mental workload conditions e. *Journal of Neural Engineering*, 13(1), 16007.
- Khare, V., Santhosh, J., Anand, S., & Bhatia, M. (2011). Brain Computer Interface Based Real Time Control of Wheelchair Using Electroencephalogram. *International Journal of Soft ...*, (5), 41–45.
- Kindermans, P. J., Tangermann, M., Müller, K. R., & Schrauwen, B. (2014). Integrating dynamic stopping, transfer learning and language models in an adaptive zero-training ERP speller. *Journal of Neural Engineering*, 11(3).
- Kleih, S. C., Kaufmann, T., Hammer, E., Pisotta, I., Pichiorri, F., Riccio, A., ... Kübler, A. (2013). *Motivation and SMR-BCI: Fear of Failure Affects BCI Performance*.
- Kleih, S. C., & Kübler, A. (2013). Empathy, motivation, and P300 BCI performance. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7(October), 1–11.

- Kleih, S. C., Kaufmann, T., Zickler, C., Halder, S., Leotta, F., Cincotti, F., ... Kübler, A. (2011). Chapter 2 - Out of the frying pan into the fire—the P300-based BCI faces real-world challenges. In J. Schouenborg, M. Garwicz, & N. Danielsen (Eds.), *Brain Machine Interfaces: Implications for Science, Clinical Practice and Society* (Vol. 194, pp. 27–46). Elsevier.
- Kleih, S. C., Nijboer, F., Halder, S., & Kübler, A. (2010). Motivation modulates the P300 amplitude during brain-computer interface use. *Clinical Neurophysiology*, *121*(7), 1023–1031.
- Kober, S. E., Witte, M., Ninaus, M., Neuper, C., & Wood, G. (2013). Learning to modulate one's own brain activity: the effect of spontaneous mental strategies. *Frontiers in Human Neuroscience*, *7*, 1–12.
- Kubinger, K., & Ebenhö, J. (1996). Arbeitshaltungen - Kurze Testbatterie: Anspruchsniveau, Frustrationstoleranz Leistungsmotivation, Impulsivität/Reflexivität. Frankfurt: Swets & Zeitlinger.
- Kübler, A., Holz, E. M., Riccio, A., Zickler, C., Kaufmann, T., Kleih, S. C., ... Mattia, D. (2014). The user-centered design as novel perspective for evaluating the usability of BCI-controlled applications. *PLoS ONE*, *9*(12), 1–22.
- Kübler, A., Blankertz, B., Müller, K. R., & Neuper, C. (2011). A model of BCI control. In G. R. Müller-Putz, R. Scherer, M. Billinger, A. Kreiling, V. Kaiser, & C. Neuper (Eds.), *Proceedings of the 5th International Brain-Computer Interface Conference, September 22-24 2011* (pp. 100–103). Graz University of Technology, Austria.
- Kübler, A., & Müller, K.-R. (2007). Introduction to brain-computer interfacing. In G. Dornhege, J. d R. Millan, T. Hinterberger, D. McFarland, & K.-R. Müller (Eds.), *Towards Brain-Computer Interfacing*. Cambridge, MA: MIT press.
- Kübler, A., Nijboer, F., Mellinger, J., Vaughan, T. M., Pawelzik, H., Schalk, G., ... Wolpaw, J. R. (2005). Patients with ALS can use sensorimotor rhythms to operate a brain-computer interface. *Neurology*, *64*(10), 1775 LP-1777.
- Kübler, A., Kotchoubey, B., Kaiser, J., Wolpaw, J. R., & Birbaumer, N. (2001). Brain-computer communication: Unlocking the locked in. *Psychological Bulletin*. US: American Psychological Association.

- Kuyken, W., Hayes, R., Barrett, B., Byng, R., Dalgleish, T., Kessler, D., ... Byford, S. (2015). Effectiveness and cost-effectiveness of mindfulness-based cognitive therapy compared with maintenance antidepressant treatment in the prevention of depressive relapse or recurrence (PREVENT): A randomised controlled trial. *The Lancet*, 386(9988), 63–73.
- Lacroix, J. M., & Gowen, A. H. (1981). The acquisition of autonomic control through biofeedback: some tests of discrimination theory. *Psychophysiology*, 18, 559–572.
- Laakey, C. E., Berry, D. R., & Sellers, E. W. (2011). Manipulating attention via mindfulness induction improves P300-based brain–computer interface performance. *Journal of Neural Engineering*, 8(2), 25019.
- Lang, P. (1993). The three system approach to emotion. In Öhman, A. (Eds.), *The Organization of Emotion* (pp. 18–30). The Organization of Emotion. Hogrefe-Huber.
- Lang, P. J., & Twentyman, C. T. (1976). Learning to Control Heart Rate: Effects of Varying Incentive and Criterion of Success on Task Performance. *Psychophysiology*, 13(5), 378–385.
- Lazar, S. W., Kerr, C. E., Wasserman, R. H., Gray, J. R., Greve, D. N., Treadway, M. T., ... Fischl, B. (2005). Meditation experience is associated with increased cortical thickness. *NeuroReport*, 16(17), 1893–1897.
- Leeb, R., Friedman, D., Müller-Putz, G. R., Scherer, R., Slater, M., & Pfurtscheller, G. (2007). Self-paced (asynchronous) BCI control of a wheelchair in virtual environments: A case study with a tetraplegic. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2007.
- Leins, U., Hinterberger, T., Kaller, S., Schober, F., Weber, C., & Strehl, U. (2006). Neurofeedback der langsamen kortikalen potenziale und der theta/beta-aktivität für kinder mit einer ADHS: Ein kontrollierter vergleich. *Praxis Der Kinderpsychologie Und Kinderpsychiatrie*, 55(5), 384–407.
- Londral, A., Pinto, A., Pinto, S., Azevedo, L., & De Carvalho, M. (2015). Quality of life in amyotrophic lateral sclerosis patients and caregivers: Impact of assistive communication from early stages. *Muscle & Nerve*, 52(6), 933–941.
- Lotte, F., Bougrain, L., Clerc, M., Lotte, F., Bougrain, L., Clerc, M., ... Clerc, M. (2015). Electroencephalography (EEG) -based Brain-Computer Interfaces. *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering*, 44.

- Lotte, F., & Jeunet, C. (2015). Towards improved BCI based on human learning principles. *The 3rd International Winter Conference on Brain-Computer Interface*, 1–4.
- MacLean, M. H., & Arnell, K. M. (2010). Personality predicts temporal attention costs in the attentional blink paradigm. *Psychonomic Bulletin & Review*, 17(4), 556–562.
- Mainsah, B., Collins, L., Colwell, K., Sellers, E., Ryan, D., Caves, K., & Throckmorton, C. (2015). Increasing BCI communication rates with dynamic stopping towards more practical use: an ALS study. *Journal of Neural Engineering*, 12(1), 16013.
- McCane, L. M., Heckman, S. M., McFarland, D. J., Townsend, G., Mak, J. N., Sellers, E. W., ... Vaughan, T. M. (2015). P300-based Brain-Computer Interface (BCI) Event-Related Potentials (ERPs): People with Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) vs. Age-Matched Controls. *Clin Neurophysiol*, (Aug. 07), 1–18.
- McCane, L. M., Sellers, E. W., McFarland, D. J., Mak, J. N., Carmack, C. S., Zeitlin, D., ... Vaughan, T. M. (2014). Brain-computer interface (BCI) evaluation in people with amyotrophic lateral sclerosis. *Amyotrophic Lateral Sclerosis and Frontotemporal Degeneration*.
- Meule, A., Vögele, C., & Kübler, A. (2011). Psychometrische evaluation der Deutschen Barratt Impulsiveness scale - Kurzversion (BIS-15). *Diagnostica*, 57(3), 126–133.
- Millán, J. D. R., Rupp, R., Müller-Putz, G. R., Murray-Smith, R., Giugliemma, C., Tangermann, M., ... Mattia, D. (2010). Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: State-of-the-art and challenges. *Frontiers in Neuroscience*, 4(SEP), 1–15.
- Moeller, F. G., Barratt, E. S., Ph, D., Dougherty, D. M., Schmitz, J. M., & Swann, A. C. (2001). Reviews and Overviews Psychiatric Aspects of Impulsivity. *Psychiatry Interpersonal and Biological Processes*, 158(November), 1783–1793.
- Morgan, H. M., Klein, C., Boehm, S. G., Shapiro, K. L., & Linden, D. E. J. (2008). Working Memory Load for Faces Modulates P300, N170, and N250r. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 20(6), 989–1002.
- Mugler, E., Bensch, M., Halder, S., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2008). Control of an internet browser using the P300 event-related potential. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 10(1), 56–63.

- Müller-Putz, G. R., Scherer, R., Brauneis, C., & Pfurtscheller, G. (2005). Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: impact of harmonic frequency components. *Journal of Neural Engineering*, 2(4), 123–130.
- Neuper, C., Scherer, R., Reiner, M., & Pfurtscheller, G. (2005). Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG. *Cognitive Brain Research*, 25(3), 668–677.
- Nijboer, F., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2010). The influence of psychological state and motivation on brain-computer interface performance in patients with amyotrophic lateral sclerosis - a longitudinal study. *Frontiers in Neuroscience*, 4(JUL), 1–13.
- Nijboer, F., Furdea, A., Gunst, I., Mellinger, J., McFarland, D. J., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2008). An auditory brain-computer interface (BCI). *Journal of Neuroscience Methods*, 167(1), 43–50.
- Nijboer, F., Sellers, E. W., Mellinger, J., Jordan, M. A., Matuz, T., Furdea, A., ... Kübler, A. (2008). A P300-based brain-computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis. *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 119(8), 1909–1916.
- Peters, B., Bieker, G., Heckman, S., Huggins, J., Wolf, C., Zeitlin, D., & Fried-Oken, M. (2015). HHS Public Access, 344(6188), 1173–1178.
- Pfurtscheller, G., Brunner, C., Schlögl, A., & da Silva, F. H. L. (2006). Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks. *NeuroImage*, 31(1), 153–159.
- Pfurtscheller, G., & McFarland, D. J. (2012). BCIs that use sensorimotor rhythms. In J. R. Wolpaw & E. W. Wolpaw (Eds.), *Brain-computer interfaces: principles and practice* (pp. 227–240). New York: Oxford University Press.
- Pfurtscheller, G., & Lopes da Silva, F. H. (1999). Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical Neurophysiology*, 110(11), 1842–1857.
- Pfurtscheller, G., & Neuper, C. (1997). Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. *Neuroscience Letters*, 239(2), 65–68.
- Pfurtscheller, G., Flotzinger, D., & Kalcher, J. (1993). Brain-Computer Interface—a new communication device for handicapped persons. *Journal of Microcomputer Applications*, 16(3), 293–299.

- Pillette, L., Jeunet, C., Mansencal, B., Kambou, R. N., Bernard, N., Lotte, F., ... Kaoua, B. N. (2017). PEANUT: Personalised Emotional Agent for Neurotechnology User-Training To cite this version : HAL Id : hal-01519480.
- Polich, J. (2007). Updating P300: An Integrative Theory of P3a and P3b. *Clin Neurophysiol*, 118(10), 2128–2148.
- Poltrock, S. E., & Brown, P. (1984). Individual Differences in visual imagery and spatial ability. *Intelligence*, 8(2), 93–138.
- Ramos-Murguialday, A., Schürholz, M., Caggiano, V., Wildgruber, M., Caria, A., Hammer, E. M., ... Birbaumer, N. (2012). Proprioceptive Feedback and Brain Computer Interface (BCI) Based Neuroprostheses. *PLoS ONE*, 7(10).
- Randolph, A. B. (2012). Not all created equal: Individual-technology fit of brain-computer interfaces. *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, 572–578.
- Randolph, A. B., Jackson, M. M., & Karmakar, S. (2010). Individual Characteristics and Their Effect on Predicting Mu Rhythm Modulation. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 27(1), 24–37.
- Rao, R. P. N., Stocco, A., Bryan, M., Sarma, D., Youngquist, T. M., Wu, J., & Prat, C. S. (2014). A direct brain-to-brain interface in humans. *PLoS ONE*, 9(11).
- Raven, J. (1998). Raven's progressive matrices. Oxford: Oxford Psychologists Press.
- Rheinberg, F., Vollmeyer, R., & Burns, B. D. (2001). FAM: Ein Fragebogen zur Erfassung aktueller Motivation in Lern- und Leistungssituationen 12 (Langversion, 2001). *Diagnostica*, 2, 57–66.
- Russo, P. M., De Pascalis, V., Varriale, V., & Barratt, E. S. (2008). Impulsivity, intelligence and P300 wave: An empirical study. *International Journal of Psychophysiology*, 69(2), 112–118.
- Sachs, G., Anderer, P., Margreiter, N., Semlitsch, H., Saletu, B., & Katschnig, H. (2004). P300 event-related potentials and cognitive function in social phobia. *Psychiatry Research: Neuroimaging*, 131(3), 249–261.
- Schreuder, M., Höhne, J., Blankertz, B., Haufe, S., Dickhaus, T., & Tangermann, M. (2013). Optimizing event-related potential based brain-computer interfaces: A systematic evaluation of dynamic stopping methods. *Journal of Neural Engineering*, 10(3).

- Schreuder, M., Thurlings, M. E., Brouwer, A. M., Erp, J. B. F. Van, & Tangermann, M. (2012). Exploring the use of tactile feedback in an ERP-based auditory BCI. In *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 6707–6710).
- Schreuder, M., Rost, T., & Tangermann, M. (2011). Listen, you are writing! Speeding up online spelling with a dynamic auditory BCI. *Frontiers in Neuroscience*, 5(OCT), 1–12.
- Schuhfried, G. (2007a). Cognitrone - COG. Schuhfried, Mödling.
- Schuhfried, G. (2007b). Zweihand Koordination - 2HAND. Schuhfried, Mödling.
- Sellers, E. W., Ryan, D. B., & Hauser, C. K. (2014). Noninvasive brain-computer interface enables communication after brainstem stroke. *Science Translational Medicine*.
- Sellers, E. W., Arbel, Y., & Donchin, E. (2012). BCIs that use P300 event related potentials. In J. R. Wolpaw & E. W. Wolpaw (Eds.), *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice* (pp. 215–226). New York: Oxford University Press.
- Sellers, E. W., Vaughan, T. M., & Wolpaw, J. R. (2010). A brain-computer interface for long-term independent home use. *Amyotrophic Lateral Sclerosis*, 11(5), 449–455.
- Simon, N., Käthner, I., Ruf, C. A., Pasqualotto, E., Kübler, A., & Halder, S. (2015). An auditory multiclass brain-computer interface with natural stimuli: Usability evaluation with healthy participants and a motor impaired end user. *Frontiers in Human Neuroscience*, 8(January), 1–14.
- Skinner, B. F. (1945). The operational analysis of psychological terms. *Psychological Review*. US: American Psychological Association.
- Smith, E. E., & Jonides, J. (1999). Storage and Executive Processes in the Frontal Lobes. *Science*, 283(5408), 1657 LP-1661.
- Sorger, B., Reithler, J., Dahmen, B., & Goebel, R. (2012). A real-time fMRI-based spelling device immediately enabling robust motor-independent communication. *Current Biology*, 22(14), 1333–1338.
- Spinella, M. (2007). Normative data and a short form of the Barratt impulsiveness scale. *International Journal of Neuroscience*, 117(3), 359–368.
- Sprague, S. A., McBee, M. T., & Sellers, E. W. (2016). The effects of working memory on brain-computer interface performance. *Clinical Neurophysiology*.
- Sturm, W., & Willmes, K. (1994). Nonverbaler Lerntest (NVLT). Mödling: Schuhfried.

- Tangermann, M. W., Krauledat, M., Grzeska, K., Sagebaum, M., Vidaurre, C., Blankertz, B., & Robert, K.-R. (2009). Playing Pinball with non-invasive BCI. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 21, 1641–1648.
- Teillet, S., Lotte, F., N’Kaoua, B., & Jeunet, C. (2016). Towards a Spatial Ability Training to Improve Mental Imagery based Brain-Computer Interface (MI-BCI) Performance: a Pilot Study. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC 2016)*, 6.
- Vidal, J. J. (1973). Toward Direct Brain-Computer Communication. *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*.
- Vidaurre, C., & Blankertz, B. (2010). Towards a cure for BCI illiteracy. *Brain Topography*.
- Vuckovic, A., & Osuagwu, B. A. (2013). Using a motor imagery questionnaire to estimate the performance of a Brain-Computer Interface based on object oriented motor imagery. *Clinical Neurophysiology*, 124(8), 1586–1595.
- Witte, M., Kober, S. E., Ninaus, M., Neuper, C., & Wood, G. (2013). Control beliefs can predict the ability to up-regulate sensorimotor rhythm during neurofeedback training. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7(August), 1–8.
- Yuan, H., & He, B. (2014). Brain-computer interfaces using sensorimotor rhythms: current state and future perspectives. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61, 1425–1435.
- Zhang, R., Xu, P., Chen, R., Li, F., Guo, L., Li, P., ... Yao, D. (2015). Predicting Inter-session Performance of SMR-Based Brain-Computer Interface Using the Spectral Entropy of Resting-State EEG. *Brain Topography*.
- Zhou, S., Jin, J., Daly, I., Wang, X., & Cichocki, A. (2016). Optimizing the face paradigm of BCI system by modified mismatch negative paradigm. *Frontiers in Neuroscience*, 10(OCT), 1–9.
- Zickler, C., Halder, S., Kleih, S. C., Herbert, C., & Kübler, A. (2013). Brain Painting: Usability testing according to the user-centered design in end users with severe motor paralysis. *Artificial Intelligence in Medicine*, 59(2), 99–110.
- Zickler, C., Riccio, A., Leotta, F., Hillian-Tress, S., Halder, S., Holz, E., ... Kübler, A. (2011). A Brain-Computer Interface as Input Channel for a Standard Assistive Technology Software. *Clinical EEG and Neuroscience*, 42(4), 236–244.

Tabellen

- Tabelle 1: Modellzusammenfassung und Signifikanztests für das Gesamt-Regressionsmodell
- Tabelle 2: Regressionskoeffizienten für Standardregressionsmodell und robustes Regressionsmodell
- Tabelle 3: Modellzusammenfassung und Signifikanztests für Prädiktoranalyse visuelles P300-BCI
- Tabelle 4: Modellzusammenfassung und Signifikanztests für Prädiktoranalyse auditorisches P300-BCI

Abbildungen

- Abbildung 1: Verteilung des Vorhersagefehlers (prozentual) aus der Vorhersage der SMR-BCI Performanz der zweiten Studie auf Basis des Regressionsmodells der ersten Studie.
- Abbildung 2: Verteilung der SMR-BCI Performanz beider SMR-BCI Studien in Abhängigkeit von der 2HAND Variable „*Mittlere Fehlerdauer gesamt*“ mit Regressionsgeraden beider Studien.
- Abbildung 3: a. Spektrale Leistungsdichte für Proband CKK13 während der Imaginationsaufgabe (Kalibrierungsmessung) Hand- vs. Fußbewegung für Kanal 7 (C3). b. Topographische Verteilung mit der stärksten Aktivierung für Kanal 7.

- Abbildung 4: Korrelation zwischen der Persönlichkeitsvariablen „*Emotionale Stabilität*“ (B5PO) und Performanz (offline) im visuellen P300-BCI
- Abbildung 5: Korrelation zwischen der Variablen „*Summe der Differenzen richtiger minus falscher Ja-Antworten (SUMD)*“ und der Performanz (offline) im visuellen P300-BCI nachdem zwei Ausreißer-Werte ausgeschlossen wurden.
- Abbildung 6: a Schaubild der visuellen P300 bei CZ, gemittelt über alle Studienteilnehmer. b. Schaubild der auditorischen P300 bei Pz, gemittelt über alle Studienteilnehmer.
- Abbildung 7: Aufgabenstellung des 2HAND Test. Die Studienteilnehmer müssen mittels Joysticksteuerung den roten Punkt vom Startpunkt (A) zum Ziel (B) bewegen.
- Abbildung 8: Aufgabenstellung des NVLT: Der Studienteilnehmer muss für jedes Item entscheiden, ob dies schon einmal präsentiert wurde oder ob es sich um eine neue Figur handelt.

Anhang

Anhang A

Hammer, E.M., Halder, S., Blankertz, B., Sannelli, C., Dickhaus, T., Kleih, S., Müller, K.R., & Kübler, A. (2012). Psychological predictors of SMR-BCI performance. *Biological Psychology* 89, 80-86. doi: 10.1016/j.biopsycho.2011.09.006

Anhang B

Hammer, E., Kaufmann, T., Kleih, S.C., Blankertz, B., & Kübler, A. (2014). Visuo-motor coordination ability predicts performance with brain-computer interfaces controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR). *Frontiers in Human Neuroscience* 8, 574. doi: 10.3389/fnhum.2014.00574

Anhang C

Hammer, E.M., Halder, S., Kleih, S.C., & Kübler, A. (2018). Psychological predictors of visual and auditory P300 Brain-Computer Interface performance. *Frontiers in Neuroprosthetics*. doi:10.3389/fnins.2018.00307

Contents lists available at [SciVerse ScienceDirect](http://SciVerse.ScienceDirect.com)

Biological Psychology

journal homepage: www.elsevier.com/locate/biopsycho

Psychological predictors of SMR-BCI performance

Eva Maria Hammer^{a,*}, Sebastian Halder^b, Benjamin Blankertz^{c,e}, Claudia Sannelli^c, Thorsten Dickhaus^d, Sonja Kleih^b, Klaus-Robert Müller^c, Andrea Kübler^{a,b,*}

^a Department of Psychology I, University of Würzburg, Würzburg, Germany

^b Institute of Medical Psychology and Behavioral Neurobiology, University of Tübingen, Tübingen, Germany

^c Berlin Institute of Technology, Machine Learning Laboratory, Berlin, Germany

^d Department of Mathematics, Humboldt-University Berlin, Berlin, Germany

^e Fraunhofer FIRST (IDA), Berlin, Germany

ARTICLE INFO

Article history:

Received 15 November 2010

Accepted 18 September 2011

Available online 29 September 2011

Keywords:

Brain–Computer Interfaces

Sensorimotor rhythms

Predictors

ABSTRACT

Background: After about 30 years of research on Brain–Computer Interfaces (BCIs) there is little knowledge about the phenomenon, that some people - healthy as well as individuals with disease - are not able to learn BCI-control. To elucidate this “BCI-inefficiency” phenomenon, the current study investigated whether psychological parameters, such as attention span, personality or motivation, could predict performance in a single session with a BCI controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR) with motor imagery.

Methods: A total of $N=83$ healthy BCI novices took part in the session. Psychological parameters were measured with an electronic test-battery including clinical, personality and performance tests. Predictors were determined by binary logistic regression analyses*.

Results: The output variable of the Two-Hand Coordination Test (2HAND) “overall mean error duration” which is a measure for the accuracy of fine motor skills accounted for 11% of the variance in BCI-inefficiency. The Attitudes Towards Work (AHA) test variable “performance level” which can be interpreted as a degree of concentration and a neurophysiological SMR predictor were also identified as significant predictors of SMR BCI performance.

Conclusion: Psychological parameters as measured in this study play a moderate role for one-session performance in a BCI controlled by modulation of SMR.

© 2011 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Brain–Computer Interfaces (BCIs) are direct connections between the brain and a computer. They translate brain signals into operational commands for technical devices. With BCIs severely impaired people can communicate (e.g., Birbaumer et al., 1999; Kübler et al., 2001; Nijboer et al., 2008b) or control arm movement (Pfurtscheller et al., 2003). Different electroencephalogram (EEG) signals have been applied to control a BCI, e.g., slow cortical potentials, sensorimotor rhythms, event-related potentials in healthy and severely motor impaired individuals (e.g., Birbaumer et al., 1999; Kübler et al., 2001, 2005; Sellers et al., 2006; Nijboer et al., 2008b, 2010).

The Berlin Brain–Computer Interface (BBCI) is based on the self-regulation of sensorimotor rhythms (SMR; Blankertz et al., 2007). The SMR or μ -rhythm refers to an EEG frequency band of 8–13 Hz recorded over somatosensory cortices, mostly over electrodes C3 and C4. Motor imagery, actual movement or movement preparation are usually accompanied by μ -rhythm desynchronization, so called event-related desynchronization (ERD). SMR increases or synchronizes during post-movement period or the time of relaxation, termed event-related synchronization (ERS; Pfurtscheller et al., 2006; Pfurtscheller and Lopes da Silva, 1999). The particular scalp location and frequency band of the SMR is user-dependent. To learn μ -rhythm modulation, participants receive real time feedback of the μ -rhythm amplitude. They are instructed to imagine e.g., hand or foot movement in response to visual cues. Mostly, cursor movement on a computer screen serves as feedback. In contrast to this conventional SMR training paradigm (e.g., Neuper et al., 2005), the BBCI reinforces any modulation in the EEG that is contingent to the presented task.

In classic neurofeedback approaches, participants learn to control the EEG feature voluntarily in a learning process that can last several weeks. For example, Kübler et al. (2005) showed that all

* Corresponding authors at: Department of Psychology I, University of Würzburg, Marcusstraße 9-11, 97070 Würzburg, Germany. Tel.: +49 931 31 80179; fax: +49 931 31 82424.

E-mail addresses: hammer.eva@gmx.de (E.M. Hammer), andrea.kuebler@uni-wuerzburg.de (A. Kübler).

of four participating patients with amyotrophic lateral sclerosis (ALS) were able to regulate their μ -rhythm and to reach a criterion performance level of 70%, which is the required level for communication (Kübler et al., 2001).

Blankertz et al. (2007) developed the BCCI – a machine learning BCI approach – which provides BCI control during the first session after a 30 min calibration period. A statistical analysis of the calibration measurement is used to adapt the system to the specificities of the user's current brain signals (see Section 2). This approach permits an effective performance within the first session without long-lasting user training.

This success notwithstanding, from a notable portion of users, we cannot record classifiable EEG signals, independent of the utilized EEG feature; a phenomenon referred to as 'BCI-inefficiency' (Kübler and Müller, 2007). Blankertz et al. (2008a) reported that 12 of 14 healthy BCI novices could perform with more than 70% accuracy during the first session in the BCCI. In a study by Nijboer et al. (2008a) four of eight healthy participants reached an accuracy above 70% in a SMR based BCI, while auditory feedback was presented. Kübler et al. (2004) trained healthy volunteers with a BCI based on slow cortical potentials and showed that 80% of the healthy participants reached 70% accuracy, whereas three of six ALS patients failed the criterion. Taken together we may estimate the 'BCI-inefficiency' phenomenon to be present in 10–50% of potential BCI users (Blankertz et al., 2010; Guger et al., 2003).

There are different models of how regulation of physiological parameters is learned. First, the model of operant learning (Skinner, 1945) declares that the occurrence of a positively reinforced behaviour will increase. Consequently, in many BCI studies based on neurofeedback, correct brain responses were positively reinforced by e.g., a smiling face (Kübler et al., 1999). According to the operant learning theory, the only prerequisite for operant learning is that the subject is able to physically or physiologically produce the required response. By means of trial and error, the participant uses behavioural or physiological strategies and repeats them when positively reinforced. If a complex behaviour is required, each step towards this behaviour is positively reinforced. With regard to SMR-BCI, the modulation of the μ -rhythm is the required response. If participants are not able to modulate their μ -rhythm each accidentally occurring modulation of SMR could be reinforced.

Second, Lang and Twentyman (1976) suggested that the feedback-learning of physiological parameters is comparable with motor learning. They propose that the ability to control one's own heart rate could be conceptualized as the acquisition of motor learning. Control over cardiovascular processes requires a well-organized sequence of activities, movements and symbolic information. Lang and Twentyman stated that the same processes were necessary to hit a tennis ball correctly. This model could be transferred to self-regulation of other physiological parameters, e.g., modulation of EEG.

Third, the dual process theory (Lacroix and Gowen, 1981; Lacroix et al., 1986) describes learning as an interaction of feed-forward and feed-back processes. Learning is initiated by the search for an effective strategy. The decision for a strategy depends on the provided instruction. If there is already an effective strategy, it will be maintained and improved. However, if there is no effective strategy, the novice has to design a new motor activation-model. If such a model proves successful it will be maintained and improved. According to Lacroix and colleagues, the instruction plays an important role for the learning success. In line with this assumption, Neuper et al. (2005) found differences in the ERD pattern depending on the instruction provided to the participants. Individuals were told to either imagine a hand-movement kinaesthetically (1st person perspective plus "feeling" of movement) or to see the movement "in their mind's eye" (3rd person perspective). Only for the

kinaesthetic imagery, the ERD over sensorimotor areas was comparable to that of actual movement.

Lacroix's dual process theory may be regarded as a combination of the first two learning approaches. The first learning process (the identification of a latent strategy which already exists) could be also described as operant learning. The second learning process is similar to motor learning.

There is little research about the determinants and predictors of learning how to control a BCI within a neurofeedback paradigm. Daum et al. (1993) showed that memory span and attention were correlated to the regulation of slow cortical potentials (SCP) in a sample of patients with epilepsy. Holzapfel (1998) replicated these results partially; memory span, personality factors and "dealing with stressful situations" predicted best the BCI performance.

Neumann and Birbaumer (2003) showed that the initial performance could predict future performance in a BCI based on SCP in a sample of five severely paralysed patients. These results were replicated by Kübler et al. (2004). They ascertained that the number of sessions needed to achieve significant control (54% correct responses for a session comprising 500 trials with two classes per trial) during the initial training phase of an SCP-BCI was moderately correlated to the number of sessions needed to achieve the criterion level of 70% accuracy. Individual differences between the participants remained stable during the 6 training sessions. Nijboer et al. (2008a) correlated mood and motivation with SMR-BCI performance in a sample of 16 healthy participants. Higher scores of "mood" and "mastery confidence" were related to better SMR regulation when visual feedback was provided, whereas higher rates of "fear of incompetence" were correlated to a lower SMR performance.

Burde and Blankertz (2006) reported a significant correlation of $r = .59$ between the SMR-BCI feedback performance and "locus of control by dealing with technology". Participants who felt confident with controlling a technical device performed better in the SMR-BCI.

To elucidate the 'BCI-inefficiency' phenomenon, we investigated whether psychological and physiological parameters could predict SMR-BCI performance. Blankertz et al. (2010) proposed a neurophysiological predictor of BCI performance which can be determined from a 2 min recording of a 'relax with eyes open' condition using two Laplacian EEG channels. The correlation between the predictor and SMR-BCI performance was $r = .53$ (Blankertz et al., 2010).

Based on the feedback learning models and the studies summarized above, we chose to assess the following psychological variables and predicted positive correlations: imagery abilities, visual-motor coordination abilities, attention, intelligence, verbal and non-verbal learning abilities, personality traits, psychological well-being, motivation and mood.

According to Lang and Twentyman's (1976) theory of feedback learning, we predicted that individuals who have good visual-motor coordination abilities would perform better. Referring to the results of Neuper et al. (2005) and Lacroix's two-process theory, we instructed our participants to imagine movement "kinaesthetically" and assumed that participants with good imagery abilities would be better in BCI control. Furthermore we hypothesized that high attention span would predict better BCI performance, because BCI-control requires a substantial amount of focused attention. Finally, we assumed that implicit learning abilities predict better BCI performance because operant learning processes are implicit.

Drawing upon the poor database about psychological predictors of BCI control we assumed, that the other variables (intelligence, personality traits, psychological well-being, motivation and mood) would show low or no correlations with the SMR BCI performance.

2. Methods

The study was conducted at the University of Tübingen, Institute of Medical Psychology and Behavioural Neurobiology and at the Berlin Institute of Technology, Machine Learning Laboratory.

2.1. Participants

A total of 83 healthy BCI novices took part in the study which was approved by the Ethical Review Board of the Medical Faculty, University of Tübingen. Each subject gave informed consent after having been informed about the purpose of the study. Three participants had to be excluded from analysis because of technical problems during the measurement. Of the remaining 80 participants 39 were men, and mean age of the sample was 29.5 years (SD 11.58, range 17–65); four were left-handed. Tübingen and Berlin each contributed 40 data sets. Most participants were students (79%).

2.2. Psychological tests

The psychological test-battery included performance tests, personality tests, clinical tests and the *vividness of movement imagery questionnaire* (Issac et al., 1986). In the following, we present a short summary of the applied tests.

Vividness of movement imagery questionnaire – VMIQ (Issac et al., 1986): The VMIQ is a self-report questionnaire which comprises 24 movement imageries from simple (e.g., walking) to complex (e.g., climbing over a brick wall). First, participants were requested to imagine someone else performing the action and second, to imagine themselves performing the same action. Vividness had to be rated on a five-point Likert-type scale.

Performance tests

1. *Two-hand coordination – 2HAND* (Schuhfried, 2007a,b): The test focuses on sensorimotor coordination between eye and hand and coordination between left and right hand. The task was to make a red dot move along a pre-set track. This was achieved either with two control knobs or two joysticks. Participants had to perform 20 runs. Relevant outcome variables were: “overall mean duration” (mean time needed for one run), “overall mean error duration” (mean time, when the dot was not on the track, summed up for all runs), “overall percent error duration” (calculated as the ratio of total error duration to total duration).
2. *Cognitron – COG* (Schuhfried, 2007a,b): The COG is a general performance test for the assessment of attention and concentration. Participants had to compare a geometrical figure with regard to their congruence to four other figures. “Mean time correct rejections” is the mean time the subject needed for a correct rejection when the figure did not match with one of the reference figures.
3. *Raven’s standard progressive matrices – SPM* (Raven et al., 2003): The test assesses non-verbal intelligence and logical reasoning. Participants were confronted with a matrix in which one detail was missing. Their task was to choose the matching detail from a set of six or eight choices. Participants were confronted with 60 matrices with increasing complexity. The “total of correct answers” was used as main outcome variable.
4. *Verbal learning test – VLT* (Sturm and Willmes, 1994b): The VLT assesses verbal learning abilities by presenting neologisms. The participants were instructed that 160 words would be presented and that they have to memorize them because some words would be recurring during the tests. For each item subjects had to decide if it is new or already seen before. Three main outcome variables were considered: “sum of correct YES answers”, “sum of incorrect YES answers” and “sum of the differences of correct minus incorrect YES answers” (difference between all correct and incorrect YES answers).
5. *Non-verbal learning test – NVLT* (Sturm and Willmes, 1994a,b): The NVLT assesses non-verbal learning processes by presenting graphical material that is difficult to verbalise to detect material specific learning disorders in comparison with the VLT. Procedure and outcome variables were the same as in the VLT.

Personality tests

1. *Big five plus one personality-inventory – B5PO* (Holocheer-Ertl et al., 2003): The B5PO comprises the six dimensions “empathy”, “emotional stability”, “extraversion”, “conscientiousness”, “openness to experience” and “agreeableness”. These personality traits were measured on the basis of self-reports. Bipolar adjectives (e.g., quiet versus active) presented the poles of a response scale. Self-reports were provided via a click with the computer mouse everywhere on the response scale between the bipolar items.
2. *Fragebogen zu Kontrollüberzeugungen – IPC-Scales* (Krampen, 1981): This test assesses generalized locus of control and comprises three scales. A high test value on the “internal scale” (*I-Scale*) means, that participants perceive having control over their own life. The “powerful others scale” (*P-Scale*) assesses the amount of externality due to the subjective feeling of powerlessness. A high value on this scale means that the person feels powerlessly and that he or she depends on

powerful others. The “chance scale” (*C-Scale*) assesses to what extent subjects consider their life dependent on destiny, fortune, misfortune and chance.

3. *Achievement motivation-test* (Hermans et al., 1978): The test assesses to what extent subjects attribute success and failure to internal (e.g., ability) or external factors (e.g., fortune) and comprises four scales: “pursuit of accomplishment”, “endurance and diligence”, “exam nerve that inhibit performance” and “exam nerve that supports performance”.
4. *Questionnaire for current motivation – QCM* (Rheinberg et al., 2001): Participants’ current motivation just before the BCI session was assessed with an adapted version of the “Questionnaire for Current Motivation” (Nijboer et al., 2008a) which comprises 18 statements, to be rated on a 7-point Likert-type scale and load on four sub-scales (“mastery of confidence”, “fear of incompetence”, “interest” and “challenge”). We excluded statements of the “interest” subscale because the items measure the amount of interest of participants who perform several BCI sessions.
5. *Attitudes towards work – AHA¹* (Kubinger and Ebenhöf, 1996): The *Attitudes towards work* (Kubinger and Ebenhöf, 1996) is an objective personality test which assesses “exactitude”, “decisiveness”, “impulsivity/reflexivity”, “aspiration level”, “performance level”, “frustration tolerance”, “target discrepancy” and “performance motivation”. The AHA comprises three subtests: (1) “Comparing surfaces”: Respondents were asked to choose among three possible answers (right/left/no decision) for deciding about which one of two simultaneously presented surfaces is larger. (2) “Coding symbols”: Participants had to assign symbols to abstract shapes according to a pre-set code, and were asked to estimate their performance in the next task. (3) “Differentiating figures”: Participants were asked to indicate which one out of various symbols did not belong to the others.

Clinical tests

1. *Allgemeine Depressionsskala – ADS-L* (Hautzinger and Bailer, 1993): The ADS-L is the German version of the Center for Epidemiologic Studies Depression Scale (Radloff, 1977). It is a self-report depression scale designed for the general population. The scale required participants to estimate how much they agree with each of 20 statements on a 4-point Likert-type scale with respect to the last week. Scores range from “0” (best possible) to “60” (worst possible).
2. *Symptom Checklist-90-Revised – SCL90-R* (Franke, 1995): The instrument assesses a broad range of psychological problems and symptoms of psychopathology. The following outcome variables were assessed: “Global Severity Index”, “somatization”, “obsessive-compulsive”, “interpersonal sensitivity”, “depression”, “anxiety”, “hostility”, “phobic anxiety”, “paranoid ideation” and “psychoticism.”
3. *Current mood* (Averbeck et al., 1997): To measure the subjects’ current mood during the BCI session, we applied the subscale “current mood” of the “Skalen zur Erfassung der Lebensqualität” (SEL, English: scales to assess quality of life). It comprises 10 items on a 5-point Likert-type scale.

All psychological tests were presented electronically, most of them by the “Vienna Test System (VTS)” which is known as a computerized psychological assessment tool (SCHUHFRIED GmbH). No computer knowledge was needed to use the system. Subjects used the computer mouse or “response panel” (keyboard) to enter their answers.

2.3. Experimental setup BCI

During the BCI session the participants were sitting in a comfortable armchair, approximately 1 m away from a computer display. Brain activity was recorded from the scalp with multi-channel EEG amplifiers (Brain Amp DC by Brain Products, Munich, Germany) using 119 Ag/AgCl electrodes (reference at nasion) in a 128-channel cap (EasyCap GmbH). The localization of electrodes was based on an extended 10–20 system of the American Electroencephalographic Society (Sharbrough et al., 1991). Electrode impedances were kept below 5 k Ω . The EEG was sampled at 1000 Hz with a band-pass from 0.05 to 200 Hz. To monitor limb movement, electromyogram (EMG) was recorded from both arms and right leg. Horizontal and vertical electrooculogram (vEOG/hEOG) was also recorded.

We used the machine learning BCI approach referred to as Berlin-BCI (BBCI; Blankertz et al., 2007). At the beginning of the session, EEG was recorded while the participant relaxed alternatively with “eyes open” or “eyes closed” for 10 trials of 15 s each. The following calibration measurement consisted of three runs with 25 trials of movement imagery and lasted about 30 min. Every 8 s one of three different visual cues (arrows pointed left, right, down) indicated to the subject for 4 s which movement to imagine (left hand, right hand, right foot). The participants were instructed to imagine the movement kinaesthetically (Neuper et al., 2005). Finally, in the feedback condition a 1D cursor control task was used. Subjects had to image either “right hand versus left hand” or “right hand versus foot” or “left hand versus foot”, dependent on the two classes which were selected from the calibration data. The feedback condition consisted of three runs of 100 trials each. Seven subjects

¹ The AHA was only presented to subjects in Tübingen.

completed only one run because of fatigue or lack of time; 6 subjects completed two runs and 67 (83.75%) subjects performed all three feedback runs.

The EEG signals of the calibration measurement were bandpass-filtered in a subject-specific frequency band, temporally filtered in a subject-specific time interval (typically 750–3500 ms relative to the presentation of the visual cue), and spatially filtered with subject-optimized filters determined by common spatial pattern (CSP) analysis (Blankertz et al., 2008b). From these signals the log-variance was calculated in each trial of the calibration data. This procedure resulted in a feature vector with dimensionality equal to the number of selected CSP filters. To our experience, those features can be well classified by linear methods and thus, we used linear discriminant analysis (LDA) (see Blankertz et al., 2010).

For online operation, features were calculated every 40 ms from sliding windows of 750 ms width, applying band-pass filtering CSP filters, calculating log-variance and applying the LDA classifier (see Blankertz et al., 2008b). The output of the classifier was translated into cursor movement in a rate control fashion: At the beginning of each trial, the cursor started in the center of the screen ($\text{pos}(t_0)=0$). Then, the cursor position was updated by adding a fraction of the classifier output to the cursor position ($\text{pos}(t_i+1)=\text{pos}(t_i)+\alpha \times \text{classifier-output}$). The factor α was determined such that the cursor could move from the center to the edge of the screen within 1.5 s, when the maximal magnitude of the classifier output was achieved during the whole period. Loosely speaking, this is the case when the features of the brain activity resemble the prototypical patterns of one of the motor imagery conditions. Formally, it is the case for features that lie on the hyperplane that is parallel to the separating hyperplane of the classifier and contains one of the centroids of the class distributions. For more information, see the description of the 'rate controlled cursor' in Blankertz et al. (2007). The first 20 trials of each feedback run were used to re-calculate the bias of the LDA classifier and were not included in the calculation of the feedback performance (Krauledat et al., 2008). In the new BCI system the adaptation of the bias is performed online during feedback (see Vidaurre et al., 2011).

2.4. Procedures

Psychological testing and BCI session were conducted on two separate days. Psychological testing took about 3 h. The single BCI session with preparation, calibration measurement, data analysis and three feedback runs lasted about 5 h, including also rest periods for the participants. Details of the BCI session procedure are reported in Blankertz et al. (2010).

2.5. Statistical analysis

To check for normal distribution of the variables, Kolmogorov–Smirnov tests were conducted. Either Pearson (when variables were normally distributed) or Spearman correlation coefficients (if variables were not normally distributed) were calculated between psychological parameters and SMR feedback performance. For all analyses the respective probability of type I error was maintained at the level of 0.05. For the psychological tests, we calculated percentile ranks (PR), standardized for age-independent representative norm samples.

To evaluate whether the SMR feedback performance differed between the three feedback runs due to learning progress or fatigue, a one-way repeated-measures ANOVA was calculated with run (three factor levels) as factor. To evaluate whether imagery strategies were related to BCI performance, we asked the subjects which movement they imagined and built categories. We categorized three different types of hand movement and two different types of foot movement. Finally, we compared the categories with regard to the BCI performance by means of a one-way ANOVA and a *t*-test for independent samples for hand and foot movements, respectively.

To identify significant psychological predictors, we calculated logistic regression analyses*. Therefore we transformed the SMR BCI performance values according to the following function: $L_i = \ln(Z_i/(1 - Z_i))$, where Z_i denotes the SMR BCI performance value of *i* on a scale from 0 to 1.

First, in every subgroup of potentially explanatory variables in the psychological test battery (e.g., clinical tests), a variable selection procedure was performed. To this end, correlations between BCI feedback performance and all independent variables (predictors) from the block were assessed. Predictors were selected according to the following rule: Variable *X* gets selected if (I) it correlates significantly with the response and (II) no other variable in the same subgroup shows a stronger correlation with the response and is correlated with *X*.

We only included those psychological parameters as independent variables into the regression model that showed significant marginal correlations with the SMR feedback performance. The transformed feedback performance served as dependent variable.

To solve the problem of multiple comparisons, we corrected according to Bonferroni in each block of tests. Finally, we added the neurophysiological predictor which was identified by Blankertz et al. (2010) to the regression model (enter method with each predictor in one block) to determine how much variance in BCI performance can be explained by all extracted physiological and psychological predictors after adjustment for age group.

Second, we retried the described predictor analyses with the ERDs as dependent variable. To assess the ERDs, we decided to use a subject specific band and time interval selected during the experiment for the CSP analysis (see Blankertz et al., 2010).

For each channel we accumulated the differences of the ERDs for both selected feedback conditions. For the predictor analyses we used the averaged values of channels C3 and C4.

3. Results

3.1. SMR feedback performance

Participants from Berlin and Tübingen neither differed significantly in SMR feedback performance ($t_{(78)} = -.469$; $p = .640$) nor in any of the test results (all comparisons with *t*-tests ns.). Thus, the only significant difference between the groups was age and hence the data were merged.

Mean SMR-BCI feedback performance across all feedback runs was 74% (SD 16.48; range 47–100). In the first feedback run mean performance was $M = 75.03\%$ (SD 16.97), in the second $M = 75.2\%$ (SD 17.05), and in the third $M = 71.75\%$ (SD 17.07). One-way repeated-measures ANOVA revealed that feedback performance was significantly affected by time ($F_{2,132} = 3.607$, $p < .05$). Performance of runs 1 and 2 did not differ ($F_{1,66} = .007$, $p = .933$), whereas between runs 2 and 3 a significant decline in performance was observed ($F_{1,66} = 5.039$, $p < .05$). As there were also several drop outs in run 3 (see Section 2.3), we used the mean feedback performance of runs 1 and 2 for all further analyses ($M = 75.11$; $SD \pm 16.56$).

Fifty participants reached the criterion level of >70%, whereas 30 participants (37.5%) were not able to control the BCI effectively. If the visual cue pointed left or right, 52.5% of the subjects imagined clenching their own fist, 18.8% visualized a movement with their fingers and 28.7% imagined more complex motions like climbing or playing guitar. If the visual cue pointed down, 68.8% of the participants imagined toe movement and 25% visualized foot movements (five statements were missing). The imagery strategies did not lead to any significant differences in SMR feedback performance (hand: $F_{2,77} = .254$; $p = .776$; foot: $t_{(73)} = -.262$; $p = .794$). No effect of sex was observed ($t_{(78)} = -.151$; $p = .880$).

Spearman correlation between the SMR feedback performance and age was $r = -.23$ ($p < .05$). As age was not distributed normally we subdivided the sample in two groups (group 1 ≤ 40 years, group 2 > 40 years). For the regression analysis we used age categorization as an indicator variable to adjust for a possible effect of this variable on BCI performance.

In the psychological tests, the mean percentile ranks of the measured psychological variables were all in a range between PR 16 and PR 84, which indicates average performances.

3.2. Predictor analysis for SMR-BCI

The selection procedure for psychological variables described above (Section 2.5) yielded two possible psychological predictors: "overall mean error duration" (2HAND; $r = .42$; $p < .001$; adjusted α level $p = .005$) which is an indicator of visuo-motor coordination and "performance level" which is an indicator of the ability to concentrate on the task (AHA; $r = .50$; $p = .002$; adjusted α level $p = .002$). "Performance level" and "overall mean error duration" were moderately intercorrelated ($r = .49$; $p < .001$). To estimate the predictive value of visuo-motor coordination and concentration we calculated logistic regression analyses. Two analyses were required because the AHA was conducted in Tübingen only and therefore the sample size was $N = 40$ only. The first model (with $N = 80$ participants) consisted of "visuo-motor coordination" and "age group" as an indicator variable with each variable in one block. The second model (with $N = 40$ participants) included "visuo-motor coordination", "performance level" and "age group".

For the first regression model R^2 was .122. Thereby we identified the "overall mean error duration" as a significant predictor which accounted for 11.4% of the variance in feedback performance;

* Bedauerlicherweise erfolgte eine Verwechslung der Begrifflichkeit: Es wurden lineare Regressionsanalysen durchgeführt.

Table 1
ANOVA (significance tests of the regression models) corresponding to the variables “overall mean error duration” (2HAND) and “age group”.

Model		Sum of squares	df	Mean square	F	Sig.
1	Regression	12.72	1	12.72	9.52	.003 ^a
	Residual	98.80	74	1.34		
	Total	111.52	75			
2	Regression	13.64	2	6.82	5.1	.009 ^b
	Residual	97.88	73	1.34		
	Total	111.52	75			

^a Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND).

^b Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), indicator variable “age”.

the additional effect of the indicator variable “age” was marginal. The regression of “overall mean error duration” and “performance level” on BCI performance explained 24.4% of the variance ($R^2 = .244$), which increased to 25.5% when “age” was added. For the entire model, all potential predictors failed significance; only the variable “performance level” yielded a trend ($p = .086$). Key parameters of the logistic regression models are listed in Tables 1 and 2.

3.3. Evaluation of a multiple regression model

As described in Section 2, we added the neurophysiological predictor into the regression model to determine the cumulative explained variance. Because the AHA test was only accomplished in Tübingen, we again calculated two regressions with $N = 40$ and $N = 80$ participants.

As listed in Table 3, the covariates “overall mean error duration”, “SMR predictor” and “age group” accounted for 30.2% of the variance. In the second model including the database from Tübingen, the cumulative explained variance was about 64.3%, and “performance level” (AHA test) and the “SMR predictor” were significant (both $p < .05$) (Table 4).

No significant correlations were found between the psychological variables and the averaged ERDs of C3 and C4.

4. Discussion

The purpose of this study was to investigate whether psychological variables may predict performance in a single session with an SMR-based BCI. With $N = 80$ subjects, we managed to collect data from a large sample of healthy BCI novices who achieved an average performance of 74% correct responses.

Almost 63% of the subjects reached the criterion level of performance of $\geq 70\%$ (Kübler et al., 2001) during one session with

Table 2
ANOVA (significance tests of the regression models) corresponding to the variables “overall mean error duration” (2HAND), “performance level” (AHA) and “age group”.

Model		Sum of squares	df	Mean square	F	Sig.
1	Regression	9.57	1	9.57	6.85	.013 ^a
	Residual	48.90	35	1.40		
	Total	58.47	36			
2	Regression	14.30	2	7.15	5.50	.009 ^b
	Residual	44.17	34	1.30		
	Total	58.47	36			
3	Regression	14.90	3	4.97	3.76	.020 ^c
	Residual	43.56	33	1.32		
	Total	58.47	36			

^a Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND).

^b Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), “performance level” (AHA).

^c Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), “performance level” (AHA), indicator variable “age group”.

Table 3
Model summary and significance tests of the entire regression model corresponding to the variables “overall mean error duration” (2HAND), SMR predictor and “age group”.

Model	R ²	ANOVA					
			Sum of squares	df	Mean square	F	Sig.
1	.114	Regression	12.72	1	12.72	9.52	.003 ^a
		Residual	98.80	74	1.34		
		Total	111.52	75			
2	.298	Regression	33.28	2	16.64	15.53	.000 ^b
		Residual	78.24	73	1.07		
		Total	111.52	75			
3	.302	Regression	33.70	3	11.23	10.39	.000 ^c
		Residual	77.83	72	1.08		
		Total	111.52	75			

^a Independent variable: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND).

^b Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), SMR predictor.

^c Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), SMR predictor, indicator variable “age group”.

the BCCI. Significant performance (above chance level of 50%) was achieved by all but 6 subjects.

We could identify two psychological predictors of SMR-BCI performance. The 2HAND outcome variable “overall mean error duration”, which is an indicator of visuo-motor coordination, measures the accuracy of fine motor skills and the exactness of information processing. Participants who showed fewer mistakes and needed less handling time were more successful BCI users. The “overall mean error duration” accounted for 11% of the variation in BCI performance. The influence of fine motor skills on motor imagery based BCI performance is in accordance with the idea that neurofeedback learning is similar to motor learning (Lang and Twentyman, 1976). Lang and Twentyman showed that analogue feedback lead to better performance in heart-rate expedition. This coherence was also found in classic motor learning (Gatchel, 1974). Lang and Twentyman (1976) thus suggested that the feedback-learning of physiological parameters is comparable with common motor learning. Our data indicate that motor learning is one component of learning to control the graphic feedback signal presented on the screen.

Table 4
Model summary and significance tests of the entire regression model corresponding to the variables “overall mean error duration” (2HAND), “performance level” (AHA), SMR predictor and “age group”.

Model	R ²	ANOVA					
			Sum of squares	df	Mean square	F	Sig.
1	.164	Regression	9.57	1	9.57	6.85	.013 ^a
		Residual	48.89	35	1.40		
		Total	58.47	36			
2	.244	Regression	14.29	2	7.15	5.50	.009 ^b
		Residual	44.17	34	1.30		
		Total	58.47	36			
3	.629	Regression	36.77	3	12.26	18.64	.000 ^c
		Residual	21.70	33	.66		
		Total	58.47	36			
4	.643	Regression	37.61	4	9.40	14.43	.000 ^d
		Residual	20.86	32	.65		
		Total	58.47	36			

^a Independent variable: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND).

^b Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), “performance level” (AHA).

^c Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), “performance level” (AHA), SMR predictor.

^d Independent variables: (Intercept), “overall mean error duration” (2HAND), “performance level” (AHA), SMR predictor, indicator variable “age group”.

The AHA output variable “performance level” which can be interpreted as an indicator of the ability to concentrate on the task accounted for almost 19% of the variance in SMR-BCI performance. To be able to concentrate on the task is supportive for BCI performance because distracting stimuli can be better ignored. This result is in line with the high correlation ($r = .72$) between performance in an SMR-based BCI and prefrontal (BA 9/46) activation (Halder et al., 2011). In the study of Halder and colleagues good BCI performers activated supplementary and premotor areas significantly more than bad performers and the same held true for prefrontal activation. Prefrontal areas, specifically the dorsolateral prefrontal cortex, are well known to be important for the allocation of attentional resources. The prefrontal cortex is also part of the central autonomous network (Benarroch, 1993) and involved in self-regulation. We speculate that performing a BCI task requires self-regulatory capacities to focus on and comply with the task despite possibly distracting thoughts.

All other psychological variables were not significantly correlated with the SMR feedback performance. There are several possible explanations for the lack of influence of psychological components on outcome: first, we recruited young and healthy people who had a high level of education (mostly students of psychology or computer science). Such a selection of participants renders the sample more homogenous than the general population and leads to reduced variance. In more representative samples or in samples of patients with diseases that affect the central nervous system (e.g., ALS, epilepsy, stroke) psychological factors may prove more influential.

Second, it is important to note that the BCI approach presented here relies mainly on pattern recognition and involves only little or even no human learning. This holds specifically true for the current study in which only one BCI session was performed. In BCI studies based on real neurofeedback, which require learning, subjects were trained several or many times, e.g., Kübler et al. (2005) trained their ALS patients for more than 20 sessions, and learning was clearly a function of time. The BCCI together with young and healthy participants leads to high performance rates in most individuals, already after a 30 min calibration measurement. Thus, learning processes, according to the dual process theory (Lacroix and Gowen, 1981), operant (Skinner, 1945) or motor learning (Lang and Twentyman, 1976) may have played no role.

As described in Section 2.4 the BCI session lasted about 5 h including preparation time, data analysis and also rest periods for the participants. We tried to keep the subjects motivated and attentive by providing non-alcoholic beverages, sweets and fresh air – but we could not prevent increasing fatigue leading to a significant drop in performance in the last of 3 runs.

The absence of correlations between psychological factors and the ERDs indicate that psychological variables do not directly influence the physiological response required for BCI control, and that the μ -peak and its desynchronization is a necessary but not a sufficient component of that control. The dissociation between physiological (ERDs) and behavioural (percentage of correct selections with the BCI) aspects of a target behaviour (here BCI control) is a well-known phenomenon (e.g., Lang, 1993). According to Lang (1993) a specific behaviour can only be fully described when subjective, behavioural, and physiological correlates of that behaviour are taken into account. The three different aspects of the target behaviour do not necessarily correlate, as for example seen in patients with anxiety disorders who may no longer rate confrontation with the fearful stimulus as threatening, but the physiological response (heart rate, skin conduction) may still be above baseline.

Taken together, psychological (visual-motor integration) and physiological (μ -peak during relaxation) factors explained 30% of the variance for the total sample. Taking also concentration into

account 64% of the variance in BCI performance could be explained in the sub-sample of $N = 40$ users. Although this sample comprised only 50% of the total sample, which renders the statistical power of the model poor, it is still a large group in relation to most BCI studies. We cautiously conclude that visuo-motor coordination, concentration and μ -peak during relaxation are highly decisive components for success with an SMR-BCI mainly based on the machine-learning approach.

In future studies, the influence of these and other psychological variables have to be investigated in a real neurofeedback paradigm to elucidate their influence on the learning progress. Following the here presented results, age, ability to concentrate, visuo-motor coordination and μ -peak have to be the primary variables to include in such a study.

To conclude, our results suggest that psychological parameters play a moderate, but meaningful role for BCI performance in an SMR-controlled BCI based on the machine learning approach. Providing participants who do not succeed in BCI control with a training to increase their μ -peak, focus their attention and improve their ability to integrate visual and motor information may lead to better performance and thus, may help to overcome the BCI-inefficiency phenomenon.

References

- Averbeck, M., Leiberich, P., Grote-Kusch, M., Olbrich, E., Schröder, A., Schumacher, K., Brieger, M., 1997. Skalen zur Erfassung der Lebensqualität SEL. Frankfurt a. M. Swets Test Services.
- Birbaumer, N., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Iversen, I., Kotchoubey, B., Kübler, A., Perelmouter, J., Taub, E., Flor, H., 1999. A spelling device for the paralysed. *Nature* 398 (6725), 297–298.
- Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Müller, K.-R., Curio, G., 2007. The non-invasive Berlin Brain-Computer Interface: fast acquisition of effective performance in untrained subjects. *Neuroimage* 37, 539–550.
- Blankertz, B., Losch, F., Krauledat, M., Dornhege, G., Curio, G., Müller, K.-R., 2008a. The Berlin Brain-Computer Interface: accurate performance from first-session in BCI-naïve subjects. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 55, 2452–2462.
- Blankertz, B., Tomioka, R., Lemm, S., Kawanabe, M., Müller, K.-R., 2008b. Optimizing spatial filters for robust EEG single-trials analysis. *IEEE Signal Processing Magazine* 25, 41–56.
- Blankertz, B., Sannelli, C., Halder, S., Hammer, E.M., Kübler, A., Müller, K.-R., Curio, G., Dickhaus, T., 2010. Neurophysiological predictor of SMR-based BCI performance. *Neuroimage* 51, 1303–1309.
- Benarroch, E.E., 1993. The central autonomic network: functional organization, dysfunction, and perspective. *Mayo Clinic proceedings* 68 (10), 988–1001.
- Burde, W., Blankertz, B., 2006. Is the locus of reinforcement a predictor of brain-computer interface performance? In: *Proceedings of the 3rd International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course 2006*. Verlag der Technischen Universität Graz, pp. 76–77.
- Daum, I., Rockstroh, B., Birbaumer, N., Elbert, T., Lutzenberger, W., 1993. Behavioural treatment of slow cortical potentials in intractable epilepsy: neuropsychological predictors of outcome. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry*, 94–97.
- Franke, G.H., 1995. Die Symptom-Checkliste von Derogatis - Deutsche Version. Göttingen: Beltz Test Gesellschaft.
- Gatchel, R.J., 1974. Frequency of feedback and learned heart rate control. *Journal of Experimental Psychology* 103, 274–283.
- Guger, C., Edlinger, G., Harkam, W., Niedermayer, I., Pfurtscheller, G., 2003. How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 11 (2), 145–147.
- Halder, S., Agorastos, D., Veit, R., Hammer, E.M., Bogdan, M., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., Kübler, A., 2011. Neural mechanisms of brain-computer interface control. *NeuroImage* 55, 1779–1790. Performance in a motor imagery based brain-computer interface – an fMRI study of good and bad performers, submitted for publication, 2010.
- Hautzinger, M., Bailer, M., 1993. Allgemeine Depressions Skala, Manual. Beltz Test GmbH, Göttingen.
- Hermans, H., Petermann, F., Zielinski, W., 1978. Leistungsmotivationsstest (LMT). Swets & Zeitlinger, Amsterdam.
- Holocher-Ertl, S., Kubinger, K.D., Menghin, S., 2003. Big Five Plus One Persönlichkeitsinventar (B5PO). Test: Software und Manual. Mödling: Wiener Testsystem/Schuhfried.
- Holzappel, S., 1998. Prädiktoren der Selbstregulation der langsamen Hirnpotentiale bei Epilepsie. Eberhard-Karls-Universität Tübingen.
- Issac, A., Marks, D., Russell, D., 1986. An instrument for assessing imagery of movement: the vividness of Movement Imagery Questionnaire (VMIQ). *Journal of Mental Imagery* 10, 23–30.

- Krampen, G., 1981. IPC-Fragebogen zu Kontrollüberzeugungen; Deutsche Bearbeitung der IPS-Scales von Hanna Levenson. Verlag für Psychologie Dr. C.J. Hogrefe, Göttingen.
- Krauledat, M., Tangermann, M., Blankertz, B., Müller, K.-R., 2008. Towards zero training for brain–computer interfacing. *PLoS ONE* 3, e2967.
- Kubinger, K.D., Ebenhöf, J., 1996. Arbeitshaltungen - Kurze Testbatterie: Anspruchsniveau, Frustrationstoleranz, Leistungsmotivation, Impulsivität/Reflexivität. Swets & Zeitlinger, Frankfurt.
- Kübler, A., Kotchoubey, B., Hinterberger, T., Ghanayim, N., Perelmouter, J., Schauer, M., Fritsch, C., Taub, E., Birbaumer, N., 1999. The thought translation device: a neurophysiological approach to communication in total motor paralysis. *Experimental Brain Research* 124, 223–232.
- Kübler, A., Neumann, N., Kaiser, J., Kotchoubey, B., Hinterberger, T., Birbaumer, N., 2001. Brain–computer communication: self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 82, 1533–1539.
- Kübler, A., Neumann, N., Wilhelm, B., Hinterberger, T., Birbaumer, N., 2004. Predictability of brain–computer communication. *Journal of Psychophysiology* 18, 121–129.
- Kübler, A., Nijboer, F., Mellinger, J., Vaughan, T.M., Pawelzik, H., Schalk, G., McFarland, D.J., Birbaumer, N., Wolpaw, J.R., 2005. Patients with ALS can use sensorimotor rhythms to operate a brain–computer interface. *Neurology* 64, 1775–1777.
- Kübler, A., Müller, K.-R., 2007. Introduction to brain–computer interfacing. In: Dornhege, G., Millan, J.d.R., Hinterberger, T., McFarland, D., Müller, K.-R. (Eds.), *Towards Brain–Computer Interfacing*. MIT Press, Cambridge, MA.
- Lacroix, J.M., Gowen, A.H., 1981. The acquisition of autonomic control through biofeedback: some tests of discrimination theory. *Psychophysiology* 18, 559–572.
- Lacroix, J.M., Shapiro, D., Scharzt, G.E.E., 1986. Consciousness and Self-regulation, vol. 4, Chapter Mechanisms of Biofeedback Control. Plenum, New York, pp. 137–162.
- Lang, P.J., 1993. The three system approach to emotion. In: Birbaumer, N., Öhman, A. (Eds.), *The Organization of Emotion*. Hogrefe-Huber, Toronto, pp. 18–30.
- Lang, P.J., Twentyman, C.T., 1976. Learning to control heart rate: effects of varying incentive and criterion of success on task performance. *Psychophysiology* 13, 378–385.
- Neumann, N., Birbaumer, N., 2003. Predictors of successful self control during brain–computer communication. *Journal of Neurology, Neurosurgery and Psychiatry* 74, 1117–1121.
- Neuper, C., Scherer, R., Reiner, M., Pfurtscheller, G., 2005. Imagery of motor actions: differential effects of kinesthetic and visual–motor mode of imagery in single-trial EEG. *Brain Research. Cognitive Brain Research* 25, 668–677.
- Nijboer, F., Furdea, A., Gunst, I., Mellinger, J., McFarland, D.J., Birbaumer, N., Kübler, A., 2008a. An auditory brain–computer interface (BCI). *Journal of Neuroscience Methods* 167, 43–50.
- Nijboer, F., Sellers, E.W., Mellinger, J., Jordan, M.A., Matuz, T., Furdea, A., Halder, S., Mochty, U., Krusienski, D.J., Vaughan, T.M., Wolpaw, J.R., Birbaumer, N., Kübler, A., 2008b. A P300-based brain–computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis. *Clinical Neurophysiology* 119, 1909–1916.
- Nijboer, F., Birbaumer, N., Kübler, A., 2010. The influence of psychological state and motivation on a brain–computer interface performance in patients with amyotrophic lateral sclerosis—a longitudinal study. *Frontiers in Neuroscience* 4 (55), 1–13.
- Pfurtscheller, G., Brunner, C., Schlogl, A., Lopes da Silva, F.H., 2006. Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks. *Neuroimage* 31, 153–159.
- Pfurtscheller, G., Lopes da Silva, F.H., 1999. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical Neurophysiology Neurophysiology* 110, 1842–1857.
- Pfurtscheller, G., Müller, G.R., Pfurtscheller, J., Gerner, H.J., Rupp, R., 2003. ‘Thought’—control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia. *Neuroscience letters* 351, 33–36.
- Radloff, L.S., 1977. The CES-D scale: a self report depression scale for research in the general population. *Applied Psychological, Measurement* 1.
- Raven, J., Raven, J.C., Court, J.H., 2003. *Manual for Raven's Progressive Matrices and Vocabulary Scales. General Overview*. Harcourt Assessment Section 1, San Antonio, TX.
- Rheinberg, F., Vollmeyer, R., Burns, B.D., 2001. QCM: A questionnaire to assess current motivation in learning situations. *Diagnostica* 47.
- Schuhfried, G., 2007a. Cognitrone—COG. Schuhfried, Mödling.
- Schuhfried, G., 2007b. *Zweihand Koordination—2HAND*. Schuhfried, Mödling.
- Sellers, E.W., Kübler, A., Donchin, E., 2006. Brain–computer interface research at the University of South Florida Cognitive Psychophysiology Laboratory: the P300 Speller. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 14, 221–224.
- Sharbrough, F., Chatrian, G.-E., Lesser, R.P., Lüders, H., Nuwer, M., Picton, T.W., 1991. American electroencephalographic society guidelines for standard electrode position nomenclature. *Journal of Clinical Neurophysiology* 8, 200–202.
- Skinner, B.F., 1945. The operational analysis of psychological terms. *Psychological Review*, 270–277.
- Sturm, W., Willmes, K., 1994a. Nonverbaler Lerntest—NVLT. Schuhfried, Mödling.
- Sturm, W., Willmes, K., 1994b. Verbaler Lerntest—VLT. Schuhfried, Mödling.
- Vidaurre, C., Sannelli, C., Müller, K.-R., Blankertz, B., 2011. Machine-learning based co-adaptive calibration. *Neural Computation* 23 (3), 791–816.



Visuo-motor coordination ability predicts performance with brain-computer interfaces controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR)

Eva M. Hammer^{1*}, Tobias Kaufmann^{1,2}, Sonja C. Kleih¹, Benjamin Blankertz^{3,4} and Andrea Kübler¹

¹ Department of Psychology I, University of Würzburg, Würzburg, Germany

² Institute of Clinical Medicine, University of Oslo, Oslo, Norway

³ Neurotechnology Group, Berlin Institute of Technology, Berlin, Germany

⁴ Bernstein Focus: Neurotechnology (BFNT), Berlin, Germany

Edited by:

Silvio Ionta, University Hospital Center (CHUV) and University of Lausanne (UNIL), Switzerland

Reviewed by:

Selina Christin Wriessnegger, Technical University Graz, Austria
Jean-arthur Micoulaud Franchi, Centre National de la Recherche Scientifique, France

*Correspondence:

Eva M. Hammer, Department of Psychology I, University of Würzburg, Marcusstraße 9-11, 97070 Würzburg, Germany
e-mail: hammer.eva@gmx.de

Modulation of sensorimotor rhythms (SMR) was suggested as a control signal for brain-computer interfaces (BCI). Yet, there is a population of users estimated between 10 to 50% not able to achieve reliable control and only about 20% of users achieve high (80–100%) performance. Predicting performance prior to BCI use would facilitate selection of the most feasible system for an individual, thus constitute a practical benefit for the user, and increase our knowledge about the correlates of BCI control. In a recent study, we predicted SMR-BCI performance from psychological variables that were assessed prior to the BCI sessions and BCI control was supported with machine-learning techniques. We described two significant psychological predictors, namely the visuo-motor coordination ability and the ability to concentrate on the task. The purpose of the current study was to replicate these results thereby validating these predictors within a neurofeedback based SMR-BCI that involved no machine learning. Thirty-three healthy BCI novices participated in a calibration session and three further neurofeedback training sessions. Two variables were related with mean SMR-BCI performance: (1) a measure for the accuracy of fine motor skills, i.e., a trade for a person's visuo-motor control ability; and (2) subject's "attentional impulsivity". In a linear regression they accounted for almost 20% in variance of SMR-BCI performance, but predictor (1) failed significance. Nevertheless, on the basis of our prior regression model for sensorimotor control ability we could predict current SMR-BCI performance with an average prediction error of $M = 12.07\%$. In more than 50% of the participants, the prediction error was smaller than 10%. Hence, psychological variables played a moderate role in predicting SMR-BCI performance in a neurofeedback approach that involved no machine learning. Future studies are needed to further consolidate (or reject) the present predictors.

Keywords: brain-computer interfaces, sensorimotor rhythms, predictors, visuo-motor coordination abilities, attentional impulsivity

INTRODUCTION

Prediction of behavior, performance or decisions of individuals or groups is a popular theme in modern psychology research. One or more predictor variables are acquired and used to predict an ensuing state. Recently, developments of predictors have been introduced to Brain-Computer Interface research.

Brain-Computer Interfaces (BCI) are direct connections between the brain and a computer (for review, e.g., Kübler et al., 2001; Birbaumer and Cohen, 2007; Kübler and Müller, 2007; Wolpaw and Wolpaw, 2012). They translate brain signals into operational commands for technical devices. Thus, patients with severe motor impairment are able to communicate with their environment without use of their natural, motor dependent communication channels. Apart from communication, BCIs have proved potentially valuable for environmental control, such as

computer based applications, wheelchairs or arm prosthesis (e.g., Millán et al., 2010). Non-invasive BCIs rely on modulation of sensorimotor rhythms (SMR; Pfurtscheller and Neuper, 1997; Pfurtscheller et al., 1997; for a recent review, Pfurtscheller and McFarland, 2012), event related potentials such as the P300 (Farwell and Donchin, 1988; for a review, Kleih et al., 2011; Sellers et al., 2012) or on steady state visually evoked potentials (SSVEP, Middendorf et al., 2000; for a recent review, Allison et al., 2012).

BCIs controlled by motor imagery are based on modulation of SMR, i.e., rhythms in the frequency range of alpha (8–13 Hz) and beta (20–30 Hz) bands recorded from sensorimotor areas. The SMR desynchronizes (event-related desynchronization; ERD) with movement, movement preparation or movement imagery (MI). Thus, SMR modulated by MI allows for muscle-independent BCI control. We will further refer to this BCI as SMR-BCI.

INEFFICACY IN SMR-BCI

To control an SMR-BCI application effectively, an accuracy of at least 70% as criterion level is required (Kübler et al., 2001). Unfortunately, often this criterion level cannot be reached by 10–50% of motor impaired or healthy end-users (Guger et al., 2003; Blankertz et al., 2010). In previous reports these participants were called “BCI illiterates” (Kübler and Müller, 2007), now we recommend the term “BCI inefficiency” (Kübler et al., 2011) because the former label could be perceived as derogatory against BCI users. Currently, there is only little knowledge about the “BCI-inefficiency” phenomenon and the determinants of learning how to control a BCI. Hence, establishing reliable and valid SMR-BCI predictors may contribute to a better understanding of how the brain instantiates BCI control and, more application oriented, may help to better adapt BCI to individual users.

SMR-BCI PREDICTORS

In a longitudinal study of Nijboer et al. (2010), six severely impaired patients with amyotrophic lateral sclerosis (ALS) were trained with an SMR-BCI for 20 sessions. The authors' intention was to investigate the influence of disease severity, quality of life, severity of depressive symptoms, motivation to control a BCI and current mood on BCI performance. Motivational factors were related to SMR-BCI performance, mood was not. In particular, challenge and mastery confidence were positively related, incompetence fear was negatively related to SMR-BCI performance. Kleih et al. (2013) also demonstrated in samples with healthy BCI users and stroke patients that factors of motivation were related to SMR-BCI performance. A negative correlation between SMR-BCI performance and incompetence fear and the fear to fail was a consistent result in both samples. In healthy subjects a positive correlation was found between SMR-BCI performance and “locus of control when dealing with technology” (Burde and Blankertz, 2006). However, recently, Witte et al. (2013) reported that a high score of “locus of control by dealing with technology” was negatively correlated with power of SMR. They concluded that subjects with lower control beliefs could control the SMR-BCI more effectively because they were more relaxed during the neurofeedback training. These divergent results indicate that replication and validation studies for predictors and correlates of BCI performance are urgently needed.

Further, in healthy participants, performance was superior when instructed to imagine movement “kinesthetically” (Neuper et al., 2005) and when they were in better mood and had more “mastery confidence”, another component of motivation (Nijboer et al., 2008). Halder et al. (2011) investigated differences in brain activation patterns of good performers compared to low performers and found significant differences in prefrontal (DLPFC) as well as supplementary and premotor areas, i.e., high aptitude users displayed significantly higher task-related activation in these areas.

PREVIOUS STUDY TO INVESTIGATE PREDICTORS

In an extensive bi-center study, we investigated whether psychological and physiological parameters would predict SMR-BCI

performance based on the Berlin Brain-Computer Interface (BBCI; Blankertz et al., 2010; Hammer et al., 2012), a so called machine learning approach that provides BCI control during the first session after a 30 min calibration period (Blankertz et al., 2007). Since those results serve as a basis for the current study, we present a summary about the methods, results and implications:

Eighty healthy participants performed a motor imagery task, first during calibration and subsequently in three feedback sessions, during which they had to operate a one-dimensional (1D) cursor. Blankertz et al. (2010) proposed a neurophysiological predictor of BCI performance which was determined from a 2 min recording of a “relax with eyes open” condition using two Laplacian EEG channels. The neurophysiological predictor accounted for 28% of the variance in SMR BCI performance (Blankertz et al., 2010).

Psychological parameters were collected with an electronic test-battery including a substantial number of clinical, personality and performance tests (Hammer et al., 2012). Two variables significantly predicted SMR feedback performance: “overall mean error duration”, an output variable of the Two-Hand Coordination Test ($r = 0.42$; 2HAND; Schuhfried, 2007a) accounted for 11% of the variance in BCI performance and “performance level”, an output variable of the Attitudes Towards Work test ($r = 0.50$; AHA, Kubinger and Ebenhöf, 1996), accounted for 19% of the variance.

In Hammer et al. (2012) we argued that the small number of significant psychological predictors was owed to the machine learning approach to BCI control that relies mainly on pattern recognition, and less on human learning.

AIMS OF THE CURRENT STUDY

Firstly, we were aiming at replicating and thereby consolidating the two psychological predictors previously found. Secondly, we were interested whether we would find more psychological predictors when applying a neurofeedback approach with individual feature selection, but without adaptation (machine learning), in which an increase of performance with training can solely be ascribed to human learning.

We hypothesized that “overall mean error duration” (2HAND) and “performance level” (AHA) would also, or even better, predict performance in the neurofeedback approach to SMR-BCI control, because both approaches (neurofeedback and machine learning) require coordination between visual input and motor imagery and attention. Provided true, we aimed at predicting the current SMR-BCI performance on the basis of the regression models described by Hammer et al. (2012), which would consolidate the validity of the predictors. Additionally, we explored whether further psychological variables from the test-battery compiled by Hammer et al. (2012) would predict SMR-BCI based neurofeedback results.

MATERIALS AND METHODS

The study was conducted at the University of Würzburg, Institute of Psychology, Department of Psychology I, approved by the Ethical Review Board of the Medical Faculty, University of Tübingen and in accordance with the World Medical Association (2013). All

participants signed informed consent and either received 8€/h or course credits.

PARTICIPANTS

$N = 33$ healthy participants with *no* previous experience in SMR-BCI took part in the study, i.e., none of the participants were included in the previous study (Hammer et al., 2012). Most participants were students. Due to equipment failure, data from one participant was excluded. The final sample comprised $N = 32$ participants (18 female, 14 male), mean age was 24.20 years ($SD = 2.88$; range 19.67–32.41).

EXPERIMENTAL PARADIGMS

Two different feedback paradigms were used to feedback SMR modulation to the participants. Around half of the participants ($n = 19$) were confronted with the classic cursor task paradigm as implemented in BCI2000 (Schalk et al., 2004; see **Figure 1A**). At the beginning of each trial, a target is displayed on the right top or bottom of the monitor. A ball (cursor) is positioned at the center of the left margin of the screen and throughout the trial moves with continuous speed from the left to the right. Participants control the vertical movement of the cursor by modulating their SMR. Each trial is of same duration and successful if the presented target (either bottom or top) is hit. Cursor movement is based on the integrated classifier output, i.e., it is based on classification of the current trial. For example if the cursor is at top and foot imagery is classified the cursor would start moving downward, yet the actual position would not relate to current foot classification. Consequently, position of the cursor tells the participant which class has mostly been classified throughout the trial. Thus, only the observation of cursor movement (not the current position) provides information about the currently classified MI.

This entails the problem that participants cannot interfere before the actual direction change is visible. We addressed this issue by providing the other half of participants ($n = 14$) with a new feedback paradigm that aimed at feeding back more information to the participants than the classic cursor task paradigm. Firstly, color of the cursor changed according to the MI currently classified (orange = foot; blue = hand, **Figure 1B2**). Secondly, instead of a stable ball shape, the cursor was displayed as a fluid that increased or decreased according to the classification certainty (**Figure 1B3, C1–C3**). Thirdly, the fluid changed its position according to the integrated classifier output of the current trial (**Figure 1B3**). Similar to the classic cursor task paradigm, participants' task was to steer the fluid toward the target (Kaufmann et al., 2011), that is displayed on the right top or bottom of the monitor (**Figure 1B1**). As groups did not differ in their performance (3×2 repeated measures ANOVA, see data analysis) we merged the data for the analysis of psychological predictors. The SMR-BCI performance as a function of paradigms is discussed elsewhere (Kaufmann et al., 2011).

EXPERIMENTAL SCHEDULE

All participants attended one session for assessment of the psychological test battery prior to BCI training (see Section Psychological Test Battery). BCI training started with a calibration

session comprising three runs. Three classes MI were performed during the calibration sessions: MI of the right hand, left hand and both feet. Each MI was performed 25 times and the order of trials was randomized. Participants were instructed to imagine the movement kinesthetically (Neuper et al., 2005).

Electrode positions and corresponding frequency bands, that provided the best discrimination were computed for each combination of classes. The highest achieved discrimination coefficient determined the combination of classes for the feedback sessions (e.g., left vs. right MI).

Three training sessions were performed. The first session was on the same day following calibration, whereas sessions two and three were scheduled on two separate days within 1 week. Before and after each feedback session, mood and motivation were assessed with visual analog scales.

PSYCHOLOGICAL TEST BATTERY

Following Hammer et al. (2012) the psychological test-battery comprised three groups of tests: performance tests, personality tests and clinical tests. Three of those were only available as paper-pencil tests, the others were presented electronically by the "Vienna Test System" (VTS), a computerized psychological assessment tool (SCHUHFRIED GmbH). Psychological testing lasted about 2 h. All tests are listed below, for an extensive description of the tests and their variables see Hammer et al. (2012). Because of their special pertinence for the current study, the 2HAND and the AHA are described more detailed, likewise the *Barrat Impulsiveness Scale—BIS-15* (Spinella, 2007) which was added to the test-battery.

Performance tests

Two-Hand Coordination—2HAND (Schuhfried, 2007b): the test focuses on sensorimotor coordination between eye and hand and coordination between left and right hand. The test measures speed and coordination accuracy in fine and small-scaled movements. The task is to move a visually displayed, small red dot along a pre-set track that is presented on a screen. Participants control the dot with two joysticks or knobs, one for each dimension (horizontal/vertical). If the dot leaves the track, an audible signal reminds subjects to stay on track. The outcome variable "mean error duration" refers to the time when the dot was out of the line—averaged across all runs. Therefore it is an indicator of fine motor skills and the exactness of information processing (to detect small deviations and to counteract with compensatory movements).

Cognitrone—COG (Schuhfried, 2007a): the COG is a general performance test for the assessment of attention and concentration. Participants had to indicate to which of four, a geometrical figure was congruent.

Verbal Learning Test—VLT (Sturm and Willmes, 1994b): the VLT assesses verbal learning abilities by presenting neologisms. The participants were instructed that 160 words would be presented and that they would have to memorize them because some words would be recurring during the tests.

Non-verbal Learning Test—NVLT (Sturm and Willmes, 1994a): the NVLT assesses non-verbal learning processes by presenting graphical material that is difficult to verbalize. This

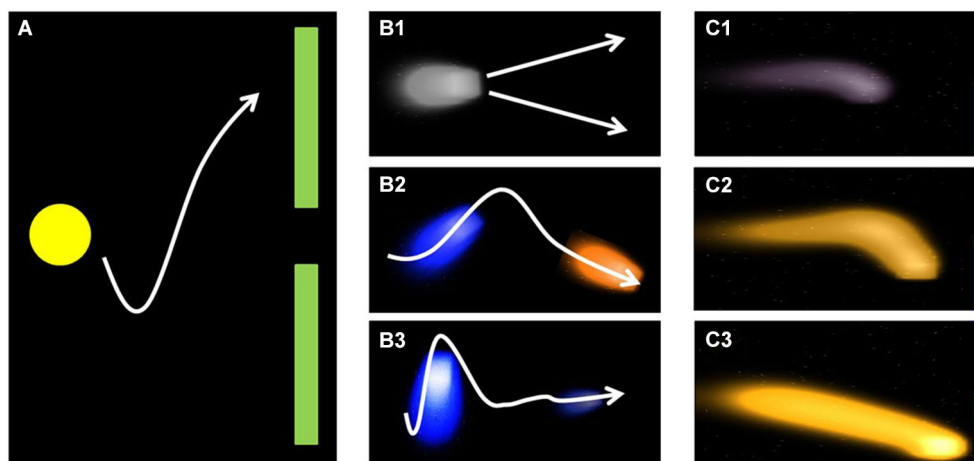


FIGURE 1 | Illustration of classic (A) and fluid (B+C) feedback approach. Figure reproduced from Kaufmann et al. (2011) with permission of the International Journal of Bioelectromagnetism.

test thus allows for detection of material (verbal, spatial) specific learning disorders in comparison with the VLT. Procedure and outcome variables were the same as in the VLT.

Personality tests

Big Five Plus One Personality-Inventory—B5PO (Holocher-Ertl et al., 2003): the B5PO is a self-report measure and comprises the six dimensions “empathy”, “emotional stability”, “extraversion”, “conscientiousness”, “openness to experience” and “agreeableness”.

Fragebogen zu Kontrollüberzeugungen (locus of control)—IPC-Scales (Krampen, 1981): this test assesses locus of control and comprises three scales: “Internal scale” (I), “powerful others scale” (P) and “chance scale” (C).

Attitudes towards work—AHA (Kubinger and Ebenhöf, 1996): the AHA is an objective personality test which assesses “exactitude”, “decisiveness”, “impulsivity/reflexivity”, “aspiration level”, “performance level”, “frustration tolerance”, “target discrepancy” and “performance motivation”. The AHA comprises three subtests. In the subtest “encode symbols”, participants are supposed to assign symbols to abstract shapes according to a pre-set code, and are asked to estimate their performance in the next task. The output variable “performance level” reveals how many symbols were assigned correctly and is interpreted as an indicator of the ability to concentrate on a task.

Barrat Impulsiveness Scale—BIS-15 (Spinella, 2007, German translation from Meule et al., 2011): the BIS-15, a self-rating questionnaire which measures the construct of impulsivity, was added to the test-battery. It comprises 15 items that load on three independent factors: non-planning impulsivity (BISnp), motor impulsivity (BISm) and attentional impulsivity (BISa). The scale requires participants to estimate how much they agree with each statement on a 4-point Likert-type scale (1 = rarely/never, 4 = almost always). We included this test because BCI users who had higher scores on the BIS-11 (the BIS 15 is a short version of the

BIS-11) had lower P300 amplitudes in a conventional oddball task (Russo et al., 2008).

Clinical tests

Allgemeine Depressionsskala—ADS-L (Hautzinger and Bailer, 1993): the ADS-L is the German version of the Center for Epidemiologic Studies Depression Scale (Radloff, 1977). It is a self-report depression scale designed for the general population.

To measure the subjects’ current mood during the BCI session, we applied the subscale “current mood” of the “Skalen zur Erfassung der Lebensqualität” (SEL, English: scales to assess quality of life; Averbeck et al., 1997). Participants’ current motivation just before the BCI session was assessed with an adapted version of the “Questionnaire for Current Motivation” (QCM; Rheinberg et al., 2001; Nijboer et al., 2008) which comprises 18 statements to be rated on a 7-point Likert-type scale and load on four sub-scales (“mastery of confidence”, “fear of incompetence”, “interest” and “challenge”). Mood and motivation data were reported elsewhere (Kleih et al., 2013).

EXPERIMENTAL BCI SETUP

During the SMR-BCI sessions, EEG was acquired from 16 passive Ag/AgCl electrodes, mounted into a 64-channel cap (*Easycap GmbH, Germany*) at positions (FP1, FP2, F3, Fz, F4, T7, C3, Cz, C4, T8, CP3, CP4, P3, Pz, P4, Oz). Ground and reference electrodes were placed at the mastoids. Signals were amplified with a 16-channel g.USBamp amplifier (*g.tec Medical Engineering GmbH, Austria*) and recorded at a sampling rate of 256 Hz with online 50 Hz-notch filter using the BCI2000 software (Schalk et al., 2004). For calibration measurement the stimulus presentation module was used, the classic cursor task paradigm was used for the feedback sessions, both were implemented in BCI2000. The analysis of the calibration data was conducted with the Offline Analysis tool of BCI2000.

For each electrode, we computed the power spectrum in the range 0–40 Hz to identify the determination coefficients between

conditions in the alpha and beta bands. For cursor feedback, we chose those two of the three possible combinations (rH vs. lH, rH vs. F, lH vs. F), that displayed highest determination coefficients and selected one electrode per combination. Activity from this electrode at a given frequency band was used to control the cursor during cursor feedback using a linear discriminant analysis classifier.

DATA PROCESSING

All data processing was performed with MATLAB 2010b (*The Mathworks, USA*) except for statistical analysis which was calculated with SPSS 18.0 (*IBM, USA*).

According to Hammer et al. (2012), SMR-BCI performance equaled the percentage of correct responses, i.e., cursor movement according to the task requirements within one run and served as dependent variable in the further analyses. Training sessions consisted of 12 runs comprising 25 trials each.

STATISTICAL ANALYSIS

Normal distributions of data were checked with Kolmogorov-Smirnov tests and with visual inspection of the QQ-Plots. Either Pearson (when variables were normally distributed) or Spearman correlation coefficients (if variables were not normally distributed) were calculated between psychological parameters and SMR-BCI performance. For all analyses, the respective probability of type I error was maintained at the level of $\alpha = 0.05$. For the psychological tests, we calculated percentile ranks (PR) if correspondent norms were available—if not, we used the cumulative values. To evaluate whether a learning progress could be observed across the three feedback sessions and whether the feedback paradigm influenced performance, a two-way repeated-measures ANOVA was conducted with session (3) as within subject factor and feedback paradigm (2) as between-subject factor.

To identify significant psychological predictors, we calculated logistic regression analyses*. Since SMR-BCI performance was not distributed normally, we transformed the values according to the following function: $Li = \ln(Zi/(1-Zi))$, where Zi denotes the SMR-BCI performance value of i on a scale from 0 to 1. To detect possible predictors, a variable selection procedure in each subgroup of psychological tests (performance, personality, clinical) was performed. In each test block, we searched for psychological variables which were significantly correlated with feedback performance, and at the same time were not inter-correlated in the same subgroup. To solve the problem of multiple comparisons, we corrected according to Bonferroni in each subgroup of tests.

All psychological variables that remained after the reduction procedure were included as independent variables into the regression model. To further investigate the validity of the two predictors described by Hammer et al. (2012), we predicted BCI performance achieved in the present study on the basis of the 2HAND values (overall mean error duration) and on the AHA values (performance level) which were obtained by Hammer et al. (2012). The prediction was based on the two regression models described by Hammer et al. (2012, see equations 1 and 2):

Model for visuo-motor control ability (2HAND, Hammer et al., 2012):

$$\text{Predicted Accuracy} = 0.301 \times 2\text{HAND} + 61.06 \quad (1)$$

Model for performance level (AHA, Hammer et al., 2012):

$$\text{Predicted Accuracy} = 0.457 \times \text{AHA} + 44.63 \quad (2)$$

RESULTS

SMR-BCI ONLINE PERFORMANCE

Mean SMR-BCI performance across all feedback sessions was $M = 79.00\%$ ($SD = 11.1$; range 55.41–92.41). In the first session mean performance was $M = 75.6\%$ ($N = 32$, $SD = 14.10$), in the second $M = 75.8\%$ ($N = 32$, $SD = 15.02$) and in the third $M = 79.2\%$ ($N = 28$, $SD = 11.01$). To test whether learning occurred and whether the feedback design significantly affected performance, a 3×2 repeated-measures ANOVA was conducted with time (sessions 1–3) as within and group (2) as between subject factors. We neither found an effect of time ($F_{2,52} = 0.211$; $p = 0.811$) nor of type of feedback ($F_{2,52} = 0.880$; $p = 0.421$) and no interaction.

Subjects ($N = 4$) who performed on chance level in sessions 1 and 2 were not invited for the third session to avoid frustration. Thus, for all further analyses we used the feedback performance of sessions 1 and 2 ($M = 75.67$, $SD = 14.07$). The criterion level of $>70\%$ (Kübler et al., 2001) was reached by 68.8% of participants ($n = 22$). No significant correlation between age and SMR feedback performance was found (Spearman's rho = -0.17 ; $p = 0.35$).

PREDICTOR ANALYSES

As expected, in the test category “performance tests”, the 2HAND variable “overall mean error duration” was moderately correlated with performance ($r = 0.36$; $p < 0.05$) but failed significance after Bonferroni correction (adjusted α -level $p = 0.008$). Furthermore, one variable of the subgroup “personality tests” was significantly correlated with SMR feedback performance i.e., “attentional impulsivity”, a subscale of the Barrat Impulsiveness Scale (BIS-15; $r = -0.41$; $p < 0.05$; adjusted α -level $p = 0.0025$) which also failed significance after Bonferroni correction. Unexpectedly, the variable “performance level” (AHA) was not significantly correlated with performance ($r = 0.24$; $p = 0.195$). None of the clinical tests predicted performance. “Attentional impulsivity” and “overall mean error duration” were moderately inter-correlated ($r = -0.39$; $p < 0.05$).

The regression of these two variables on BCI feedback performance explained almost 20% of the variance ($R^2 = 0.197$; $F_{2,29} = 3.55$; $p < 0.05$). On its own “overall mean error duration” explained only 8% ($R^2 = 0.082$; $F_{1,30} = 2.69$; $p = 0.112$) of the variance and was not significant. For the entire regression model, “attentional impulsivity” remained significant ($p = 0.05$), but “overall mean error duration” did not ($p = 0.44$). In a further step, we conducted robust regression analyses for the independent variables “overall mean error duration” and “attentional impulsivity” to monitor the influence of potential outlier values. We also performed this analysis for the variable AHA “performance level” to check whether outlier values were responsible for the low and non-significant correlation coefficient. In **Table 1** the regression coefficients for standard regression models and for the robust regression analyses are presented.

*Bedauerlicherweise erfolgte eine Verwechslung der Begrifflichkeit: Es wurden lineare Regressionsanalysen durchgeführt.

Least square regression models did not significantly differ from robust regression models in any of the predictor variables. We thus conclude that the models were robust with regards to outliers.

STABILITY OF THE PREDICTION MODEL

Although the 2HAND failed significance in the entire regression analysis, the correlation with SMR feedback performance was at a similar level as in Hammer et al. (2012; $r = 0.42$). Consequently, we conducted a further analysis to verify the stability of the predictor models.

Comparisons of the predictor analysis reported by Hammer et al. (2012) with the results obtained in this study are presented in **Figure 2**. Regression coefficients were not statistically different ($t = -0.144$, $p = 0.885$) between the studies, confirming the stability of the results reported in Hammer et al. (2012). From the model described by Hammer et al. (2012; Predicted Accuracy = $0.301 \times 2HAND + 61.06$) we could predict current performance with an average prediction error of $M = 12.07\%$ ($SD = 6.67$, range: 2.12–28.96%). In more than 50% of participants, prediction error was below 10% and in 75% it was below 15%. Predicted values significantly correlated with achieved performance ($r = 0.36$, $p < 0.05$). To further consolidate the prediction model we merged both data sets into a new regression model displayed in equation 3. This relationship was highly significant ($r = 0.39$, $p < 0.0001$).

$$\text{Predicted Accuracy} = 0.269 \times 2HAND + 63.87 \quad (3)$$

For the AHA “performance level” such analysis was not conducted because the correlation with SMR feedback performance was not significant.

DISCUSSION

The purpose of the current study was to investigate whether psychological variables could predict performance with a BCI based on modulation of SMR and whether we could validate our previously found predictors of such performance. To investigate solely potential predictors of human learning, no machine learning procedures were applied.

PREDICTORS FOUND AND COMPARISONS WITH THE LITERATURE

Contrary to our expectation, only few psychological variables were related to SMR-BCI performance, although we used an SMR-BCI approach that did not involve machine learning.

Visuo-motor coordination ability (here: mean error duration) and impulsivity were positively correlated with SMR feedback performance, but the ability to concentrate on a task (AHA), a previously found predictor, was not. The regression model on the basis of the current data identified impulsivity as the sole predictor explaining about 20% of the variance. However, as

visuo-motor coordination ability correlated with performance, we applied the regression model described by Hammer et al. (2012) to the data. This rendered the 2HAND predictor again significant which held also true for the merged data set. This indicates that visuo-motor coordination ability may be a stable, albeit small predictor of SMR performance. Furthermore, above all differences between the BCI and SMR-BCI, that was used in the current study, this result suggests, that both approaches require similar abilities, and have a similar neurophysiological basis.

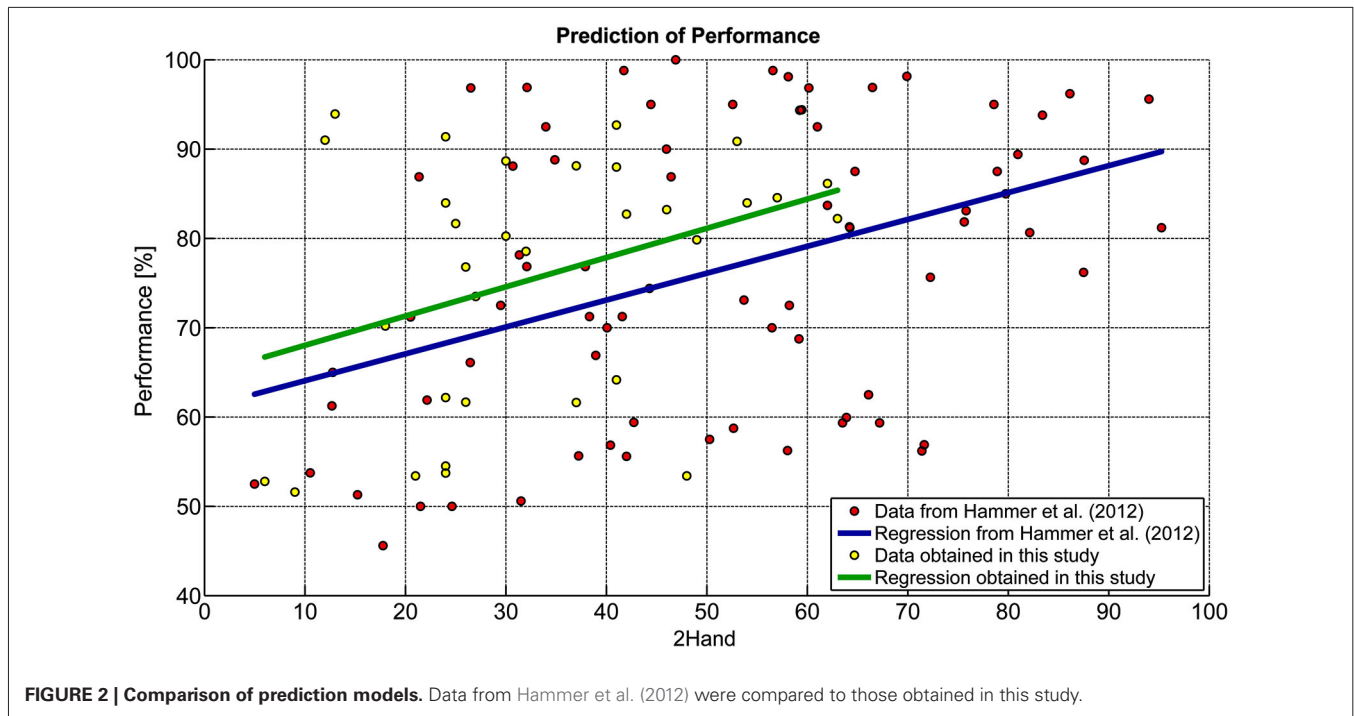
The impact of visuo-coordination abilities on SMR feedback performance is in accordance with the idea that neurofeedback learning is similar to motor learning (Lang and Twentyman, 1976). Lang and Twentyman proposed that the ability to control one's own heart rate could be conceptualized as the acquisition of motor learning. They stated that the same processes were necessary to achieve control over cardiovascular processes as well as to hit a tennis ball correctly. In line with this concept, individuals who had good visual-motor coordination abilities showed better performance in the current study. The BIS-15 subscale “attentional impulsivity” (BISa) measures the ability to focus attention or to concentrate. Users with high scores on this subscale have difficulties in focusing attention, especially in monotonous tasks. The BISa was negatively related with SMR-BCI performance. The psychological construct impulsivity reflects a human predisposition to show impulsive behavior and actions across diverse situations. Russo et al. (2008) already discussed the influence of impulsivity on the P300 amplitude. They stated that users who had higher impulsivity scores had lower P300 amplitudes in a conventional oddball task. The authors pointed out that “impulsivity exerts a disadvantageous influence on the performance of tasks in which exclusive concentration and sustained attention, combined with the suppression of other behavioral impulses, are necessary” (Russo et al., 2008, p. 116). The suppression of spontaneous actions and movements during a BCI session and the ability to sustain attention in a little stimulant environment (especially during the screening session when participants receive no feedback) are important preconditions for good performance also in the SMR-BCI.

This result is also in line with the assumption that performing a BCI task requires self-regulatory capacities to focus on and comply with the task despite distracting thoughts and other interferences. Halder et al. (2011) found that good BCI users activated the supplementary, premotor, and, importantly, prefrontal areas significantly stronger than users with worse results. Prefrontal areas, specifically the dorsolateral prefrontal cortex, are well known to be crucial for the allocation of attentional resources (Smith and Jonides, 1999).

However, this result is in contrast to the lack of correlation between the variable “performance level” of the AHA and BCI performance in the current study, since the “performance level”

Table 1 | Regression coefficients for standard regression models and for robust regression analyses.

	Least square	RMS error	Robust regression	RMS error	Comparison of regression slopes
2HAND	$Y = 64.76 + 0.33 \cdot X$	13.37	$Y = 63.90 + 0.36 \cdot X$	14.18	$t = 0.1224$, $p > 0.05$
BIS_A	$Y = 103.01 + -2.89 \cdot X$	13.04	$Y = 108.98 + -3.43 \cdot X$	13.44	$t = -0.3240$, $p > 0.05$
Performance level	$Y = 64.76 + 0.15 \cdot X$	14.00	$Y = 63.76 + 0.18 \cdot X$	15.19	$t = 0.1046$, $p > 0.05$



can be interpreted as an indicator of the ability to concentrate. Hammer et al. (2012) reported a correlation of $r = 0.50$ between SMR-BCI performance and the “performance level”; yet the current study displayed also a positive, but non-significant correlation of $r = 0.24$. Presumably, “attentional impulsivity” and “performance level” capture different components of attention. Further, both measures are assessed differently: while “attentional impulsivity” is estimated by means of self-report, “performance level” is the result of a performance test.

No other psychological variable was significantly correlated with performance. We refrained from applying any machine learning algorithms to ascribe any improvement of performance to human learning, but no learning occurred within the three sessions. This is actually an observation often reported in SMR-BCI performance. Some subjects have spontaneously access to the cortical activation patterns that lead to successful BCI control. However, to learn motor imagery based BCI control if such control is not spontaneously available and to improve the baseline level, it seems that longer training is necessary (Friedrich et al., 2009). In patients with ALS learning did not occur until after the 10th session and performance increased as a function of time (Kübler et al., 2005).

PRACTICAL IMPLICATIONS

Obviously, the practical value of the visuo-motor coordination ability for predicting later SMR-BCI performance is low because this predictor cannot be assessed and trained in potential BCI users in the locked-in state, in who no muscular movement is possible.

However, reliable and replicable predictors of BCI performance contribute to a better understanding of the correlates of BCI control. In their model of BCI control Kübler et al. identified

four factors that influence BCI performance: the individual, i.e., psycho-biological variables; the technical, i.e., hard- and software components; the BCI paradigm, i.e., how many degrees of freedom, which instruction and modality; and the application, i.e., what effector (spelling, gaming etc.) is controlled by the BCI to interact with the environment (Kübler et al., 2011). Our results contribute to the first factor, i.e., the contribution of individual aspects, here psychological-behavioral, to BCI performance.

When further elucidating the correlates of BCI control it may, in the future, be possible to assign weights to the different factors dependent on the input signal for BCI control. Future development could then focus on these aspects specifically with targeted end-users of BCI.

To further strengthen (or reject) the impact of visuo-motor coordination ability for acquiring SMR-BCI control, subjects could be trained in visuo-motor skills prior to BCI sessions and the effect on later SMR-BCI performance could be measured.

To further elaborate “attentional impulsivity” as reliable predictor of SMR-BCI performance, users who present with high impulsivity scores could participate in an attention training prior to the BCI task. Such trainings are applied successfully to improve concentration in people with attention deficit disorders and after stroke and are more accessible than the visuo-motor tasks with reduced motor control (refs). To be of value for potential BCI end-user with disease, the predictors need to be confirmed in clinical samples, which is, however, difficult due to the required larger sample size.

LIMITATIONS

Finally, some limitations of the current study must be mentioned: We recruited a sample of young and healthy people who had a high level of education. Such a selection of participants renders

the sample more homogenous than the general population and leads to reduced variance (Hammer et al., 2012). In more representative samples or in samples of patients with diseases that affect the central nervous system (e.g., ALS, epilepsy, stroke) psychological factors may prove more influential. In relation to the large number of psychological test variables, the sample size was too small to maintain significance after Bonferroni correction. Furthermore, we only conducted three BCI sessions, which may not be sufficient for learning. Another limitation is the low correlation of the visuo-motor coordination ability and SMR-BCI performance and the lack of significance in the regression model in the current data set. However, when enlarging the data set the predictor could be consolidated.

CONCLUSIONS

Psychological variables explain a moderate amount of the variance of SMR feedback performance. Visuo-motor coordination abilities could be consolidated as a small predictor of performance. Further studies with healthy people and end-users of BCI alike are necessary to consolidate or reject other variables contributing to BCI control, and to elaborate the model of BCI control (Kübler et al., 2011).

ACKNOWLEDGMENTS

The authors declare no competing financial interests. This work was supported by the Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) under contract KU 1453-1/2 and MU 987/3-1/2 and the European ICT Programme Project FP7-224631. This paper only reflects the authors' views and funding agencies are not liable for any use that may be made of the information contained herein. The authors thank Frederike Beyer and Florian Baumgartner for their valuable support. This publication was funded by the German Research Foundation (DFG) and the University of Würzburg in the funding programme Open Access Publishing.

REFERENCES

- Allison, B. Z., Faller, J., and Neuper, C. (2012). "BCIs that use steady-state visual evoked potentials or slow cortical potentials," in *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice*, eds J. R. Wolpaw and E. W. Wolpaw 1st Edn. (New York, NY: Oxford University Press), 241–250.
- Averbeck, M., Leiberich, P., Grote-Kusch, M., Olbrich, E., Schröder, A., Schumacher, K., et al. (1997). *Skalen zur Erfassung der Lebensqualität SEL*. Frankfurt a. M.: Swets Test Services.
- Birbaumer, N., and Cohen, L. G. (2007). Brain-computer interfaces: communication and restoration of movement in paralysis. *J. Physiol.* 579, 621–636. doi: 10.1113/jphysiol.2006.125633
- Blankertz, B., Dornhege, G., Krauledat, M., Müller, K.-R., and Curio, G. (2007). The non-invasive Berlin Brain-computer interface: fast acquisition of effective performance in untrained subjects. *Neuroimage* 37, 539–550. doi: 10.1016/j.neuroimage.2007.01.051
- Blankertz, B., Sannelli, C., Halder, S., Hammer, E. M., Kübler, A., Müller, K.-R., et al. (2010). Neurophysiological predictor of SMR-based BCI performance. *Neuroimage* 51, 1303–1309. doi: 10.1016/j.neuroimage.2010.03.022
- Burde, W., and Blankertz, B. (2006). Is the locus of reinforcement a predictor of brain-computer interface performance? in *Proceedings of the 3rd International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course 2006*. Verlag der Technischen Universität Graz, 76–77.
- Farwell, L. A., and Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 70, 510–523. doi: 10.1016/0013-4694(88)90149-6
- Friedrich, E. V., McFarland, D. J., Neuper, C., Vaughan, T. M., Brunner, P., and Wolpaw, J. R. (2009). A scanning protocol for a sensorimotor rhythm-based brain-computer interface. *Biol. Psychol.* 80, 169–175. doi: 10.1016/j.biopsycho.2008.08.004
- Guger, C., Edlinger, G., Harkam, W., Niedermayer, I., and Pfurtscheller, G. (2003). How many people are able to operate an EEG-based brain-computer interface (BCI)? *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 11, 145–147. doi: 10.1109/tnsre.2003.814481
- Halder, S., Agorastos, D., Veit, R., Hammer, E. M., Lee, S., Varkuti, B., et al. (2011). Neural mechanisms of brain-computer interface control. *Neuroimage* 55, 1779–1790. doi: 10.1016/j.neuroimage.2011.01.021
- Hammer, E. M., Halder, S., Blankertz, B., Sannelli, C., Dickhaus, T., Kleih, S., et al. (2012). Psychological predictors of SMR-BCI performance. *Biol. Psychol.* 89, 80–86. doi: 10.1016/j.biopsycho.2011.09.006
- Hautzinger, M., and Bailer, M. (1993). *Allgemeine Depressions Skala. Manual*. Göttingen: Beltz Test GmbH.
- Holocher-Ertl, S., Kubinger, K. D., and Menghin, S. (2003). *Big Five Plus One Persönlichkeitsinventar (B5PO). Test: Software und Manual*. Mödling: Wiener Testsystem/Schuhfried.
- Kaufmann, T., Williamson, J., Hammer, E., Murray-Smith, R., and Kübler, A. (2011). Visually multimodal vs. classic unimodal feedback approach for SMR-BCIs: a comparison study. *Int. J. Bioelectromagn.* 13, 80–81.
- Kleih, S. C., Kaufmann, T., Zickler, C., Halder, S., Leotta, F., Cincotti, F., et al. (2011). Out of the frying pan into the fire—the P300-based BCI faces real-world challenges. *Prog. Brain Res.* 194, 27–46. doi: 10.1016/b978-0-444-53815-4.00019-4
- Kleih, S. C., Kaufmann, T., Hammer, E., Pisotta, I., Pichiorri, F., Riccio, A., et al. (2013). Motivation and SMR-BCI: fear of failure affects BCI performance. *5th International BCI Meeting*, Monterey, California, USA.
- Krampen, G. (1981). *IPC-Fragebogen zu Kontrollüberzeugungen; Deutsche Bearbeitung der IPS-Scales von Hanna Levenson*. Göttingen: Verlag für Psychologie Dr. C. J. Hogrefe.
- Kubinger, K. D., and Ebenhöf, J. (1996). *Arbeitshaltungen—Kurze Testbatterie: Anspruchsniveau, Frustrationstoleranz, Leistungsmotivation, Impulsivität/Reflexivität*. Frankfurt: Swets und Zeitlinger.
- Kübler, A., Blankertz, B., Müller, K.-R., and Neuper, C. (2011). "A model of BCI control," in *Proceedings of the 5th International Brain-Computer Interface Conference*, eds G. R. Müller-Putz, R. Scherer, M. Billinger, A. Kreiling, V. Kaiser and C. Neuper (Austria: Graz University of Technology), 100–103.
- Kübler, A., and Müller, K.-R. (2007). "Introduction to brain-computer interfacing," in *Towards Brain-Computer Interfacing*, eds G. Dornhege, J. d. R. Millan, T. Hinterberger, D. McFarland and K.-R. Müller (Cambridge, MA: MIT press), 1–25.
- Kübler, A., Neumann, N., Kaiser, J., Kotchoubey, B., Hinterberger, T., and Birbaumer, N. (2001). Brain-computer communication: self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 82, 1533–1539. doi: 10.1053/apmr.2001.26621
- Kübler, A., Nijboer, F., Mellinger, J., Vaughan, T. M., Pawelzik, H., Schalk, G., et al. (2005). Patients with ALS can use sensorimotor rhythms to operate a brain-computer interface. *Neurology* 64, 1775–1777. doi: 10.1212/01.wnl.0000158616.43002.6d
- Lang, P. J., and Twentyman, C. T. (1976). Learning to control heart rate: effects of varying incentive and criterion of success on task performance. *Psychophysiology* 13, 378–385. doi: 10.1111/j.1469-8986.1976.tb00848.x
- Meule, A., Vögele, C., and Kübler, A. (2011). Psychometrische Evaluation der deutschen Barratt Impulsiveness Scale—Kurzversion (BIC-15). *Diagnostica* 57, 126–133. doi: 10.1026/0012-1924/a000042
- Middendorf, M., McMillan, G., Calhoun, G., and Jones, K. S. (2000). Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response. *IEEE Trans. Rehabil. Eng.* 8, 211–214. doi: 10.1109/86.847819
- Millán, J. d. R., Rupp, R., Müller-Putz, G. R., Murray-Smith, R., Giugliemma, C., Tangermann, M., et al. (2010). Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: state-of-the-art and challenges. *Front. Neurosci.* 4:161. doi: 10.3389/fnins.2010.00161
- Neuper, C., Scherer, R., Reiner, M., and Pfurtscheller, G. (2005). Imagery of motor actions: differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG. *Brain Res. Cogn. Brain Res.* 25, 668–677. doi: 10.1016/j.cogbrainres.2005.08.014

- Nijboer, F., Birbaumer, N., and Kübler, A. (2010). The influence of psychological state and motivation on a brain-computer interface performance in patients with amyotrophic lateral sclerosis—a longitudinal study. *Front. Neurosci.* 4:55. doi: 10.3389/fnins.2010.00055
- Nijboer, F., Furdea, A., Gunst, I., Mellinger, J., McFarland, D. J., Birbaumer, N., et al. (2008). An auditory brain-computer interface (BCI). *J. Neurosci. Methods* 167, 43–50. doi: 10.1016/j.jneumeth.2007.02.009
- Pfurtscheller, G., and McFarland, D. (2012). “BCIs that use sensorimotor rhythms,” in *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice*, eds J. R. Wolpaw and E. W. Wolpaw 1st Edn. (New York, NY: Oxford University Press), 227–240.
- Pfurtscheller, G., and Neuper, C. (1997). Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. *Neurosci. Lett.* 239, 65–68. doi: 10.1016/s0304-3940(97)00889-6
- Pfurtscheller, G., Neuper, C., Flotzinger, D., and Pregenzer, M. (1997). EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 103, 642–651. doi: 10.1016/s0013-4694(97)00080-1
- Radloff, L. S. (1977). The CES-D scale: a self report depression scale for research in the general population. *Appl. Psychol. Meas.* 1, 385–401. doi: 10.1177/014662167700100306
- Rheinberg, F., Vollmeyer, R., and Burns, B. (2001). FAM: ein fragebogen zur erfassung aktueller motivation in lern- und leistungssituationen. *Diagnostica* 47, 57–66. doi: 10.1026//0012-1924.47.2.57
- Russo, P. M., De Pascalis, V., Varriale, V., and Barratt, E. S. (2008). Impulsivity, intelligence and P300 wave: an empirical study. *Int. J. Psychophysiol.* 69, 112–118. doi: 10.1016/j.ijpsycho.2008.03.008
- Schalk, G., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., and Wolpaw, J. R. (2004). BCI2000: a general-purpose brain computer interface (BCI) system. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51, 1034–1043. doi: 10.1109/tbme.2004.827072
- Schuhfried, G. (2007a). *Cognitrone—COG*. Mödling: Schuhfried.
- Schuhfried, G. (2007b). *Zweihand Koordination—2HAND*. Mödling: Schuhfried.
- Sellers, E. W., Arbel, Y., and Donchin, E. (2012). “BCIs that use P300 event-related potentials,” in *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice*, eds J. R. Wolpaw and E. Wolpaw 1st Edn. (New York, NY: Oxford University Press), 215–226.
- Smith, E. E., and Jonides, J. (1999). Storage and executive processes in the frontal lobes. *Science* 283, 1657–1661. doi: 10.1126/science.283.5408.1657
- Spinella, M. (2007). Normative data and a short form of the barratt impulsiveness scale. *Int. J. Neurosci.* 117, 359–368. doi: 10.1080/00207450600588881
- Sturm, W., and Willmes, K. (1994a). *Nonverbaler Lerntest—NVLT*. Mödling: Schuhfried.
- Sturm, W., and Willmes, K. (1994b). *Verbaler Lerntest—VLT*. Mödling: Schuhfried.
- Witte, M., Kober, S. E., Ninaus, M., Neuper, C., and Wood, G. (2013). Control beliefs can predict the ability to up-regulate sensorimotor rhythm during neurofeedback training. *Front. Hum. Neurosci.* 7:478. doi: 10.3389/fnhum.2013.00478
- Wolpaw, J. R., and Wolpaw, E. W. (2012). “Brain-computer interfaces: something new under the sun,” in *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice*, eds J. R. Wolpaw and E. W. Wolpaw 1st Edn. (New York, USA: Oxford University Press), S.3–S.14.
- World Medical Association. (2013). WMA declaration of helsinki—Ethical principles for medical research involving human subjects. *J. Am. Med. Assoc.* 319, 2191–2194.

Conflict of Interest Statement: The authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Received: 24 March 2014; accepted: 14 July 2014; published online: 06 August 2014.

Citation: Hammer EM, Kaufmann T, Kleih SC, Blankertz B and Kübler A (2014) Visuo-motor coordination ability predicts performance with brain-computer interfaces controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR). *Front. Hum. Neurosci.* 8:574. doi: 10.3389/fnhum.2014.00574

This article was submitted to the journal *Frontiers in Human Neuroscience*.

Copyright © 2014 Hammer, Kaufmann, Kleih, Blankertz and Kübler. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY). The use, distribution or reproduction in other forums is permitted, provided the original author(s) or licensor are credited and that the original publication in this journal is cited, in accordance with accepted academic practice. No use, distribution or reproduction is permitted which does not comply with these terms.



Psychological Predictors of Visual and Auditory P300 Brain-Computer Interface Performance

Eva M. Hammer, Sebastian Halder, Sonja C. Kleih and Andrea Kübler*

Institute of Psychology, University of Würzburg, Würzburg, Germany

OPEN ACCESS

Edited by:

Peter Brunner,
Albany Medical College, United States

Reviewed by:

Andrew Geronimo,
Penn State Milton S. Hershey Medical
Center, United States
Brendan Z. Allison,
University of California, San Diego,
United States

*Correspondence:

Andrea Kübler
andrea.kuebler@uni-wuerzburg.de

Specialty section:

This article was submitted to
Neuroprosthetics,
a section of the journal
Frontiers in Neuroscience

Received: 25 June 2017

Accepted: 20 April 2018

Published: 14 May 2018

Citation:

Hammer EM, Halder S, Kleih SC and
Kübler A (2018) Psychological
Predictors of Visual and Auditory
P300 Brain-Computer Interface
Performance.
Front. Neurosci. 12:307.
doi: 10.3389/fnins.2018.00307

Brain-Computer Interfaces (BCIs) provide communication channels independent from muscular control. In the current study we used two versions of the P300-BCI: one based on visual the other on auditory stimulation. Up to now, data on the impact of psychological variables on P300-BCI control are scarce. Hence, our goal was to identify new predictors with a comprehensive psychological test-battery. A total of $N = 40$ healthy BCI novices took part in a visual and an auditory BCI session. Psychological variables were measured with an electronic test-battery including clinical, personality, and performance tests. The personality factor “emotional stability” was negatively correlated (Spearman’s $\rho = -0.416$; $p < 0.01$) and an output variable of the non-verbal learning test (NVLTL), which can be interpreted as ability to learn, correlated positively (Spearman’s $\rho = 0.412$; $p < 0.01$) with visual P300-BCI performance. In a linear regression analysis both independent variables explained 24% of the variance. “Emotional stability” was also negatively related to auditory P300-BCI performance (Spearman’s $\rho = -0.377$; $p < 0.05$), but failed significance in the regression analysis. Psychological parameters seem to play a moderate role in visual P300-BCI performance. “Emotional stability” was identified as a new predictor, indicating that BCI users who characterize themselves as calm and rational showed worse BCI performance. The positive relation of the ability to learn and BCI performance corroborates the notion that also for P300 based BCIs learning may constitute an important factor. Further studies are needed to consolidate or reject the presented predictors.

Keywords: predictors, visual P300-BCI, auditory P300-BCI, NVLTL, emotional stability

INTRODUCTION

Brain-Computer Interfaces (BCI) translate intentions into operational commands for technical devices or communication systems without requiring any motor action. Mostly, for non-invasive BCIs, components of the electroencephalogram (EEG) are extracted as input signals. Control signals include event related potentials (ERP) such as the P300 (Farwell and Donchin, 1988; Kleih et al., 2011; Sellers et al., 2012) sensorimotor rhythms (SMR) (Pfurtscheller and Neuper, 1997; Pfurtscheller and McFarland, 2012; Yuan and He, 2014), slow cortical potentials (SCP) (e.g., Birbaumer et al., 1999), or steady state visually evoked potentials (SSVEP) (e.g., Müller-Putz et al., 2005; Allison et al., 2012; Ahn et al., 2015). The ERP P300 is characterized by a positive deflection in the EEG around 300 ms after stimulus onset on central to parietal locations (Polich, 2007) and is elicited by rare deviant stimuli during a stream of frequent standard stimuli, often described as

oddball paradigm (Fabiani et al., 1987). In this study we realized a P300 based BCI (further called P300-BCI).

Most P300-BCIs are based on vision; the so-called visual P300 speller was first described by Farwell and Donchin (1988). They presented to their participants a 6×6 matrix of characters. To select a letter, the rows and columns of the matrix flashed randomly and the participant had to focus on the target character. By focusing attention on a target, the respective letter turns into a rare stimulus in an oddball paradigm, i.e., the P300 is elicited every time when the target (in the row or column) flashes. For a detailed description of the visual speller (see e.g., Sellers et al., 2012).

For patients with neurodegenerative diseases, such as amyotrophic lateral sclerosis (ALS), who lost the ability to communicate during the progression of the disease, a BCI could be the only remaining possibility to interact with their environment. Preservation of communication is a substantial factor for quality of life (Londral et al., 2015). P300-BCIs are considered end-user friendly because only a short training time is needed to effectively operate the BCI application, high information transfer rates were achieved by end-users with disease (Kaufmann et al., 2013), and they can be used independently of researchers being present at the end-users' home (Sellers et al., 2010; Botrel et al., 2015; Holz et al., 2015).

For patients with impaired vision, visual P300-BCI are not feasible. Auditory BCI may constitute a possible communication channel for such end-users. Several auditory BCI applications were presented using different auditory stimuli instead of flashing rows and columns (Furdea et al., 2009; Höhne et al., 2011; Schreuder et al., 2011b, 2012; Käthner et al., 2013; Simon et al., 2014; Baykara et al., 2016). To provide end users with the BCI that will most likely allow them interaction, it may be beneficial to have predictors of successful BCI operation. End-users could then be tested if they were successful in controlling a BCI. Such a procedure is only feasible if robust predictors can be identified. In the future non-responders might be trained on such predictors as a measure to overcome the BCI inefficiency phenomenon (Kübler et al., 2011).

To date, studies on predictors of P300-BCI performance are sparse. In a sample of 40 healthy BCI users and 11 severely motor impaired end users, Halder et al. (2013a,b, 2016) predicted P300-BCI performance of a web browsing task on the basis of a previously applied auditory oddball. In a sample of healthy participants, a relationship between heart rate variability and BCI performance (visual P300-BCI) was found (Kaufmann et al., 2012). Kleih and colleagues manipulated motivation by monetary reward and showed that the P300 amplitude of highly motivated users was significantly higher as that of less motivated participants (Kleih et al., 2010). Baykara and colleagues also investigated the effects of training and motivation using a multi-class auditory P300 speller in a sample of 16 healthy students (Baykara et al., 2016). Motivation significantly influenced P300 performance rate as well as P300 amplitude. In contrast, the variable "motivation for helping patients" was neither correlated to P300-BCI performance nor to the P300 amplitude (Kleih and Kübler, 2013). But unexpectedly, participants with a low ability for perspective taking, i.e., lower

empathy, showed significantly higher P300 amplitudes. Kleih and colleagues speculated that good perspective takers might be emotionally too involved; as a consequence they can hardly concentrate on their actual task, possibly due to a higher workload which was shown to reduce P300 amplitude and P300-BCI performance (Käthner et al., 2014). This effect was also found by Ke and colleagues, but they could also identify a positive impact of mental workload on BCI performance: if participants were exposed to an appropriate extent of mental workload during the BCI training phase, they showed better performances during the following practical application phase (Ke et al., 2016). In comparison, the performance of participants who started under ideal laboratory conditions declined when mental workload increased in a later phase of the study. Sprague and colleagues identified working memory and general intelligence as significant P300-BCI predictors, but working memory failed significance when psychological covariates (e.g., fatigue, mood, motivation) were added into the regression model (Sprague et al., 2016). Nevertheless, this result is in line with Morgan and colleagues, who showed that P300 amplitude decreased when working memory load increased (Morgan et al., 2008). Finally, Gurrera and colleagues reported that the P300 amplitude elicited in an auditory oddball paradigm correlated positively with the personality factors conscientiousness, agreeableness, extraversion, and openness of the Big Five Questionnaire, but negative with neuroticism; correlation coefficients were in the range of 0.38 and 0.51, and thus, moderate to high (Gurrera et al., 2001). It has to be noted that the latter two results used a simple oddball paradigm only, not a P300-BCI. Thus, results cannot be readily transferred to P300-BCI control, but they can serve as a basis for selection of potentially predictive variables.

Taken together little is known about which psychological parameters play a predictive role in BCI control and this is even more so for end-users with disease. This implies that we basically do not know if it is possible to transfer the results of healthy controls to patient end-users. Nijboer et al. (2010) investigated the impact of psychological variables (e.g., depression, motivation, mood) of six ALS patients on their BCI performance (P300-BCI or SMR-BCI). In particular, challenge and mastery confidence—subscales of the Questionnaire for Current Motivation (Rheinberg et al., 2001) adapted to BCI (Nijboer et al., 2008)—were positively correlated with BCI performance, whereas incompetence of fear was negatively related. Current mood showed no correlation with BCI performance. According to Geronimo et al. (2015), ALS patients become less susceptible for using a BCI system with increase of impairment. Importantly, the authors reported that their patients changed their opinion toward the utility of the BCI system as a function of their perceived success during BCI use. Furthermore, they assessed predictors of study participation. Surprisingly, education was identified as a negative predictor. The authors speculated that highly educated patients were still able to work or had other activities which occupied their time. Likewise unexpectedly, high bulbar function was positively related to study participation. Geronimo and colleagues argued that patients with difficulties to speak, may also show more behavioral impairment, which is in turn associated with factors such as apathy and

rigidity and hence, lower levels of interest. Patients with cognitive impairment were more interested; however this connection might be due to their cognitive abnormalities because those patients tend to give unrealistically positive judgements.

Recently, we investigated the predictive value of psychological factors on performance with a BCI controlled by SMR (Hammer et al., 2014). We could show that visuo-motor coordination ability and subjects' "attentional impulsivity" accounted for almost 20% of the variance of SMR-BCI performance. Moreover, we were able to identify visuo-motor coordination ability as a predictor for SMR-BCI performance with an average prediction error of 12.07% (Hammer et al., 2012, 2014). Thus, in the current study we were aiming at conducting a comprehensive study of which and to what extent those and other psychological factors can also predict P300-BCI performance.

Following our previous works (Hammer et al., 2012, 2014), in the current study we applied a psychological test-battery including performance, personality, and clinical tests (see section Materials and Methods) to healthy young BCI novices, who subsequently participated in a visual and an auditory P300-BCI session. Our goal was to identify psychological predictors of P300-BCI performance on the basis of the respective results obtained in our previous studies. We assumed that attention, concentration abilities, motivation and conscientiousness would moderately predict performance with the P300-BCI, while other personality traits, other performance variables, intelligence, and clinical variables would show a low or no correlation.

MATERIALS AND METHODS

The study was conducted at the University of Tübingen, Institute of Medical Psychology and Behavioral Neurobiology, and approved by the Ethical Review Board of the Medical Faculty, University of Tübingen.

Participants

A total of 40 healthy BCI novices (normal sighted or with to normal corrected vision; normal hearing; 21 male, 19 female, mean age 25.8, SD 8.46 years, range 17–58) took part in the study. Most participants were students (92%). Each participant gave informed consent after having been informed about the purpose of the study. Participants were paid 8 €/h for their participation. The dataset from one participant had to be excluded from analyses because of technical problems during EEG recording, as well as two further auditory datasets. Thus, $n = 39$ datasets were available for predictor analysis of the visual and $n = 37$ for the auditory P300-BCI.

Psychological Tests

Performance Tests

Cognitron—COG (Schuhfried, 2007)

The COG is a general performance test for the assessment of attention and concentration. Participants had to judge the congruence of a geometrical figure to four reference figures. "Mean time correct rejections" is the mean time the subject needed for a correct rejection when the figure did not match with one of the reference figures.

Raven's Standard Progressive Matrices—SPM (Raven, 1998)

The test assesses non-verbal intelligence and logical reasoning. Participants were confronted with a matrix in which one detail was missing. Their task was to choose the matching detail from a set of six or eight choices. Participants were confronted with 60 matrices with increasing complexity. The "total of correct answers" was used as main outcome variable.

Verbal Learning Test—VLT (Sturm and Willmes, 1994b)

The VLT assesses verbal learning abilities by presenting neologisms. The participants were instructed that 160 words would be presented and that they would have to memorize them because some words would be recurring during the subsequent test. For each item subjects had to decide if it was new or already seen before. Outcome variables were "sum of correct YES answers," "sum of incorrect YES answers," and "sum of the differences of correct minus incorrect YES answers" (difference between all correct and incorrect YES answers).

Non-verbal Learning Test—NVLT (Sturm and Willmes, 1994a)

The NVLT assesses non-verbal learning processes by presenting graphical material that is difficult to verbalize. This non-verbal test allows for examination of non-verbal learning abilities and for detection of memory disorders in patients with brain damage. Procedure and outcome variables correspond to those of the Verbal Learning Test (VLT).

Personality Tests

Big Five Plus One Personality-Inventory—B5PO

(Holocheer-Ertl et al., 2003)

The B5PO comprises the six dimensions "empathy," "emotional stability," "extraversion," "conscientiousness," "openness to experience," and "agreeableness." These personality traits were measured on the basis of self-reports. Bipolar adjectives (e.g., quiet vs. active) presented the poles of a response scale. Self-reports were provided via a click with the computer mouse anywhere on the response scale between the bipolar items.

Fragebogen zu Kontrollüberzeugungen—IPC-Scales

(Krampen, 1981)

This test assesses generalized locus of control and comprises three scales. A high test value on the "internal scale" (*I-Scale*) means, that participants perceive having control over their own life. The "powerful others scale" (*P-Scale*) assesses the amount of perceived externality due to the subjective feeling of powerlessness. A high value on this scale means that the person feels powerless and that he or she believes to depend on powerful others. The "chance scale" (*C-Scale*) assesses to what extent subjects consider their life dependent on destiny, fortune, misfortune and chance.

Achievement Motivation-Test (Hermans et al., 1978)

The test assesses to what extent subjects attribute success and failure to internal (e.g., ability) or external factors (e.g., fortune) and comprises four scales: "pursuit of accomplishment," "endurance and diligence," "exam anxiety that inhibit performance," and "exam anxiety that supports performance."

Questionnaire for Current Motivation—QCM (Rheinberg et al., 2001)

Participants' current motivation just before the BCI session was assessed with an adapted (to BCI) version of the "Questionnaire for Current Motivation" (Nijboer et al., 2008), which comprises 18 statements, to be rated on a 7-point Likert-type scale and load on four sub-scales ("mastery confidence," "fear of incompetence," "interest," and "challenge").

Attitudes toward work—AHA (Kubinger and Ebenhöf, 1996)

The AHA is an objective personality test which assesses "exactitude," "decisiveness," "impulsivity/reflexivity," "aspiration level," "performance level," "frustration tolerance," "target discrepancy," and "performance motivation." The AHA comprises three subtests: (1) "Comparing surfaces": Respondents were asked to choose among three possible answers (right/left/no decision) for deciding about which one of two simultaneously presented surfaces is larger. (2) "Coding symbols": Participants had to assign symbols to abstract shapes according to a pre-set code, and were asked to estimate their performance in the next task. (3) "Differentiating figures": Participants were asked to indicate which one of various symbols did not belong to the others.

Clinical Tests

Allgemeine Depressionsskala—ADS-L (Hautzinger and Bailer, 1993)

The ADS-L is the German version of the Center for Epidemiologic Studies Depression Scale (Radloff, 1977). It is a self-report depression scale designed for the general population. The scale required participants to estimate how much they agree with each of 20 statements on a 4-point Likert-type scale with respect to the last week. Scores range from "0" (best possible) to "60" (worst possible).

Symptom Checklist-90-Revised—SCL90-R (Franke, 1995)

The instrument assesses a broad range of psychological problems and symptoms of psychopathology. The following outcome variables were assessed: "Global Severity Index," "somatization," "obsessive-compulsive," "interpersonal sensitivity," "depression," "anxiety," "hostility," "phobic anxiety," "paranoid ideation," and "psychoticism."

Current mood (Averbeck et al., 1997)

To measure the subjects' current mood during the BCI session, we applied the subscale "current mood" of the "Skalen zur Erfassung der Lebensqualität" (SEL, English: scales to assess quality of life). It comprises 10 items on a 5-point Likert-type scale.

All psychological tests were presented electronically, most of them by the "Vienna Test System (VTS)" which is a computerized psychological assessment tool (Schuhfried GmbH). No computer knowledge was needed to use the system. Answers were entered by the computer mouse or a keyboard. For tests presented via the VTS, the "response panel" (a keyboard that includes joysticks and several buttons) was used.

Experimental Design

Psychological testing and BCI session were conducted on two separate days. Each participant started with the psychological tests, which required about 3 h to be completed. The single BCI session lasted about 4 h, including rest periods. During the BCI session, the participants were seated in a comfortable armchair, ~1 m away from a monitor. Auditory stimuli were presented with conventional headphones. First, an auditory oddball was presented (results see Halder et al., 2013b, data not reported in the current study), followed by the visual P300-BCI, and the auditory P300-BCI paradigms.

Visual P300-BCI—The Visual Speller

We used a 5×5 matrix comprising the letters of the Latin alphabet, except the letter Z. The participants' task was to spell the English word "BRAINPOWER" three times, which was presented in two separate words, i.e., in two runs ("Brain" and "Power"). Participants performed six runs (altogether 30 letters) in the so-called copy spelling mode (Kübler et al., 2001), in which they had to spell a pre-set word character by character. Participants were instructed to focus on the target letter and to count how often it flashed or to think "now" whenever the target flashed. No feedback was presented during the first two runs, which served to calibrate the classifier. Then, feedback was provided after each selected character (presented below the target letters).

To select a letter, all subjects were presented with 15 sequences comprising 10 flashes each (one for each row and column) of a duration of 80 ms, followed by an inter-stimulus (ISI) of 160 ms. After each selected letter there was a break of 2.4 s in which the signal was classified and the letter was presented to the BCI user. Accuracy was defined as the overall percentage of correctly selected characters.

Auditory P300-BCI—The Auditory Speller

Following Furdea and colleagues, a so called visual support matrix was provided to the participants to facilitate localizing the target letter; each row and column were represented by a number. The numbers were placed at the top of the columns and at the left side of the rows (Furdea et al., 2009).

In contrast to the visual P300-BCI, rows and columns did not flash, instead the numbers coding the letters were presented acoustically by a male voice. Each character's position was represented by two spoken numbers, the first corresponding to the row and the second to the column. To select a target, participants were instructed to focus on the respective numbers by counting how often the number was presented. First, the numbers of the rows (1–5) and then the numbers of the columns (6–10) were presented. As in the visual paradigm, participants completed six runs, spelling the words "Brain" and "Power" three times, and again no feedback was provided in calibration runs one and two. The stimulus presentation time was 450 ms and ISI was 550 ms. Fifteen sequences were used with intervals of 2.4 s between each letter selection. Again, BCI performance was defined as the percentage of correctly selected letters.

Data Acquisition

The EEG was recorded with Ag/AgCl electrodes in a 128-channel cap (EasyCap GmbH), 67 channels (of these, four for vertical and horizontal electrooculography [vEOG/hEOG]) were used during the P300-BCI session. The localization of electrodes was based on an extended 10–20 system of the American Electroencephalographic Society (Sharbrough et al., 1991). Electrode impedances were kept below 5 k Ω . The EEG was recorded with a BrainAmp DC Amplifier (BrainProducts GmbH).

Preprocessing

Online the EEG data was notch-filtered at 50 Hz and sampled at 500 Hz. The resolution was set to 0.1 μ V/bit. This led to an internal sampling rate of 5 kHz which was low-passed at 1 kHz to prevent aliasing. Decimation to 500 Hz was performed within the software of the manufacturer. No additional filtering was applied to the online recording. Before classification, the data was smoothed with a moving average filter with a width of 25 samples and then decimated by a factor of 25.

Classification

We used stepwise linear discriminant analysis (SWLDA) for online and offline classification (target vs. non-target classification), which is an established classification method for visual and auditory P300-BCI data (e.g., Krusienski et al., 2006).

Ceiling Effect

As described by Halder et al. (2013b), a ceiling effect was observed in the online visual P300-BCI performance (100% accuracy for 28 (70%) participants). Therefore, the data was reclassified offline using all six runs of all participants in a leave-one-run-out cross validation loop and the number of sequences needed to achieve the criterion level for meaningful spelling (70%) (Kübler et al., 2001), was determined, which was three sequences.

Definition of Amplitude and Latency

Amplitude of the P300 ERP component was defined as the maximum amplitude between 200 and 800 ms after stimulus presentation. Latency was defined as the time in ms at which the maximum amplitude occurred in relation to stimulus presentation. We chose Cz for the analysis of the visual P300-BCI ERPs and Pz for the analysis of the auditory P300-BCI ERPs because of the more frontal orientation of the visual data (see Halder et al., 2013a, Figure 7).

Statistical Analyses

Normal distributions of data were checked with Kolmogorov-Smirnov tests and with visual inspection of the QQ-Plots. To identify psychological predictors, either Pearson (when variables were normally distributed) or Spearman correlation coefficients (if variables were not normally distributed) were calculated between psychological parameters and P300-BCI performance (correct response rate = CRR [%], i.e., the number of correct letters divided by the total numbers of letters * 100). For all analyses the respective probability of type I error was maintained at the level of 0.05. For the psychological tests

we calculated percentile ranks (PR), standardized for age-independent representative norm samples. If no correspondent norms were available, we used cumulative values. The mean percentile ranks of the measured psychological variables were mainly in a range between PR 16 and PR 84, which indicates average values.

We log transformed the visual P300-BCI CRR because those data were not normally distributed. However, since the auditory P300-BCI performance rates contained zero values, the log transformation was not applicable. Therefore, we transformed the CRR according to van Albada and Robinson to improve the statistical properties (van Albada and Robinson, 2007). To identify psychological variables that could serve as independent variables in the regression, a variable selection procedure was performed: We matched each test to one of the three test groups that were performance, personality or clinical tests (categorization see section Psychological Tests). Then correlations were calculated between CRR and all independent variables from the respective group. Thereby predictors were selected according to the following rule: Variable X is selected if (I) it correlates significantly with the CRR and if (II.) it is not inter-correlated with another variable of the same subgroup that is also correlated with the CRR. If there is an inter-correlation, the variable with the higher correlation coefficient with the CRR was selected. To solve the problem of multiple comparisons, we corrected according to Bonferroni in each block of tests.

To identify significant psychological predictors, we applied linear regression analyses. To determine how much variance in P300-BCI performance could be explained by psychological predictors, we built two regression models, one for the CRR based on visual P300-BCI and one for the CRR based on auditory P300-BCI as dependent variables.

RESULTS

P300-BCI Online Performance

Average visual P300-BCI accuracy was 94.49% ($Md = 100.0\%$; $SD 14.9$; 35–100), only two subjects showed poor performance (both 35%). Twenty-eight participants reached 100% CRR. As expected, mean auditory P300BCI performance rate was lower ($M = 64.32\%$; $Md = 85\%$; $SD 37.42$; 0–100). Seventeen participants (42.5%) remained below the criterion level of 70%.

Predictor Analyses for the Visual P300-BCI

After reclassification with three sequences due to the ceiling effect (see section Ceiling Effect) mean CRR of the entire sample was 73.64% ($SD 22.52$; 3–99). All further predictor analyses were conducted with the reanalysed data.

Across all three test groups of tests (performance, personality and clinical), only two outcome variables were significantly correlated with the normalized CRR for the visual P300-BCI: The variable “emotional stability” of the personality test B5PO was negatively correlated (Spearman’s $\rho = -0.416$; $p < 0.01$), but failed significance after Bonferroni correction (adjusted alpha level $p = 0.002$).

The outcome variable “sum of the differences of correct minus incorrect YES answers” of the NVLT, which can be

interpreted as an ability to learn was positively correlated with the CRR (Spearman's $\rho = 0.412$; $p < 0.01$, adjusted alpha level $p = 0.006$), but also failed significance after Bonferroni correction. "Emotional stability" and the NVLT outcome variable were not inter-correlated (Spearman's $\rho = -0.021$; $p = 0.899$).

To estimate the predictive value of "emotional stability" and the NVLT outcome variable we calculated a linear regression analysis with visual CRR as dependent variable.

The regression of these two variables on visual P300-BCI performance explained about 24% of the variance [$R^2 = 0.242$; $F_{(2, 36)} = 5.74$; $p < 0.05$]. On its own, "emotional stability" accounted only for 5% ($R^2 = 0.049$; $F_{(1, 37)} = 1.91$; $p = 0.175$) of the variance and failed significance. The NVLT variable was identified as a significant predictor which accounted for about 19% [$R^2 = 0.189$] of the variance. Key parameters of the regression model are listed in **Table 1**.

By visual inspection of the data, two outliers were identified, namely two participants whose CRR were poor (both 35%). To check the influence of these outlier values on the regression model, we excluded both and conducted a new regression analysis. The entire regression model explained about 36% of the variance [$R^2 = 0.361$; $F_{(2, 34)} = 9.62$; $p < 0.001$], "emotional stability" explained about 17% of the variance [$R^2 = 0.169$; $F_{(1, 35)} = 7.13$; $p < 0.05$], both variables were identified as significant predictors (see **Figures 1, 2**).

Predictor Analysis for Auditory P300-BCI

Again, "emotional stability" was significantly correlated with the normalized auditory P300-BCI CRR (Spearman's $\rho =$

-0.377 ; $p < 0.05$, adjusted alpha level $p = 0.002$), but the correlation failed significance after Bonferroni correction. No other significant correlations were found. We calculated a linear regression analysis with "emotional stability" as independent variable and the auditory P300-BCI CRR as dependent variable. The independent variable explained 8% of the variance ($R^2 = 0.084$) but failed significance. Key parameters of the regression model are listed in **Table 2**.

Relation Between Psychological and Physiological Variables

The auditory P300 ERP component had a mean amplitude of 4.8 μV (SD 3.2, range 0.7–11.1) and a latency of 471 ms (SD 128, range 210–800) and the visual P300 a mean amplitude of 4.1 μV (SD 2.6, range 1.4–12.2) and latency of 432 ms (SD 109, range 240–800). No significant correlations were found between the psychological variables and the P300 amplitudes and latencies neither for the visual nor for the auditory P300-BCI. Plots of the visual and auditory P300 at Cz and Pz averaged across all subjects are depicted in **Figures 3, 4**.

DISCUSSION

The purpose of the current study was to investigate psychological variables that may serve as performance predictors in a P300-BCI with visual and auditory stimulation. On the basis of previous results, we assumed that attention, concentration abilities, motivation, and conscientiousness would moderately predict performance with the P300-BCI, while other personality traits,

TABLE 1 | Model summary and significance tests of the regression model corresponding to the variables "emotional stability" and "sum of the differences of correct minus incorrect YES answers."

Model	R^2	ANOVA					
			Sum of squares	df	Mean square	F	Sig.
emot. stability	0.049	Regression	0.79	1	0.79	1.91	0.175 ^a
		Residual	15.32	37	0.41		
		Total	16.11	38			
emot. stability + SUMD	0.242	Regression	3.89	2	1.95	5.74	0.007 ^b
		Residual	12.22	36	0.34		
		Total	16.11	38			

Coefficients					
Model	Unstandardized coefficients		Standardized coefficients		
	B	Std. error	Beta	t	Sig.
1 (constant)	1.984	0.128		15.456	0.000
emotional stability	-0.002	0.002	-0.221	-1.381	0.176
2 (constant)	1.673	0.155		10.778	0.000
emotional stability	-0.002	0.002	-0.230	-1.583	0.122
SUMD	0.005	0.001	0.439	3.024	0.005

^aIndependent variable: "emotional stability" (BIG5PO).

^bIndependent variables: "emotional stability" (BIG5PO), "sum of the differences of correct minus incorrect YES answers" (NVLT). Dependent variable: visual P300-BCI performance.

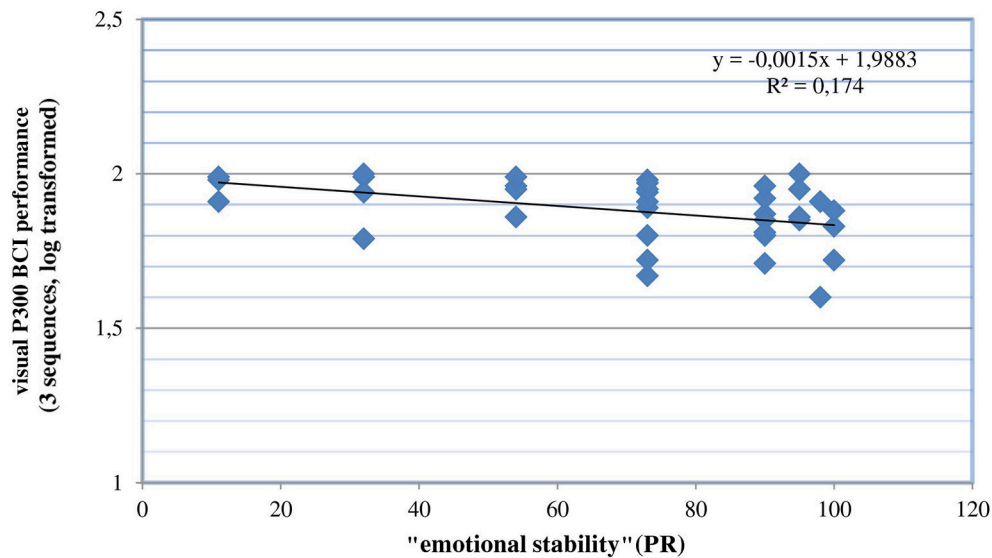


FIGURE 1 | Correlation between emotional stability and the visual P300-BCI offline performance after two outlier values were excluded (PR is the abbreviation for percentile rank).

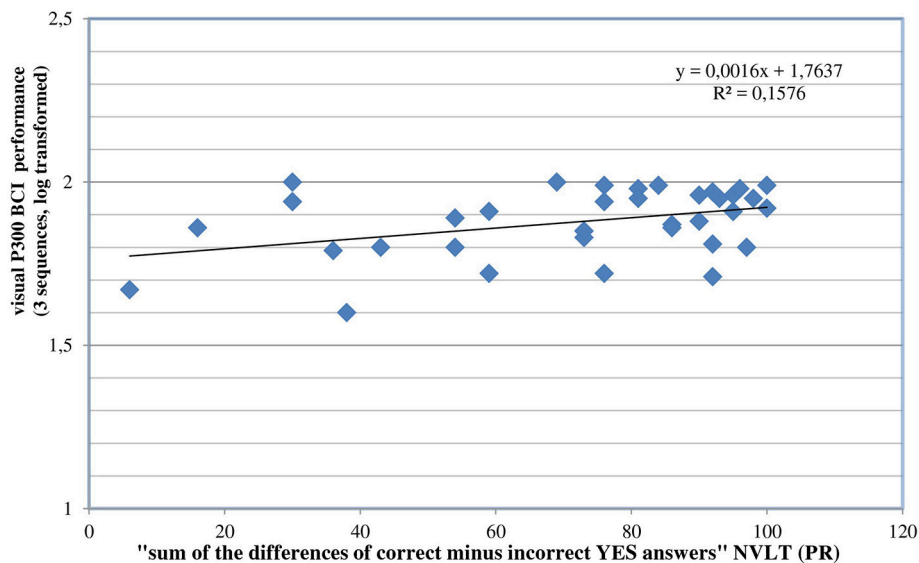


FIGURE 2 | Correlation between "sum of the differences of correct minus incorrect YES answers" (NVLT; = "the ability to learn") and the visual P300-BCI performance after excluding two outlier values.

other performance variables, intelligence, and clinical variables would show low or no correlation.

In the visual P300-BCI, two variables were related to BCI performance: "Emotional stability," a variable of the B5PO, was negatively correlated and the variable "sum of the differences of correct minus incorrect YES answers" of the NVLT was positively correlated with visual P300-BCI performance. After exclusion of two outlier values, both variables were identified as significant predictors, explaining about 36% of the variance; on its own "emotional stability" explained about 17% of the variance.

"Emotional stability" was also negatively correlated with auditory P300-BCI performance and explained 8% of the variance. This result replicates that of the visual P300-BCI albeit the explained variance was much lower.

The personality factor "emotional stability" is often referred to as the low pole of the personality trait neuroticism. People with high a score on the factor "emotional stability" characterize themselves as calm, withdrawn and rational compared to frantic, impulsive and emotional. Highly neurotic people report higher anxiety values and feel more stressed and unconfident.

TABLE 2 | Model summary and significance tests of the regression model corresponding to the variable “emotional stability.”

Model	R^2	ANOVA					
			Sum of squares	df	Mean square	F	Sig.
Emotional stability	0.084	Regression	2.12	1	2.12	33.19	0.083 ^a
		Residual	23.24	35	0.664		
		Total	25.36	36	Total		

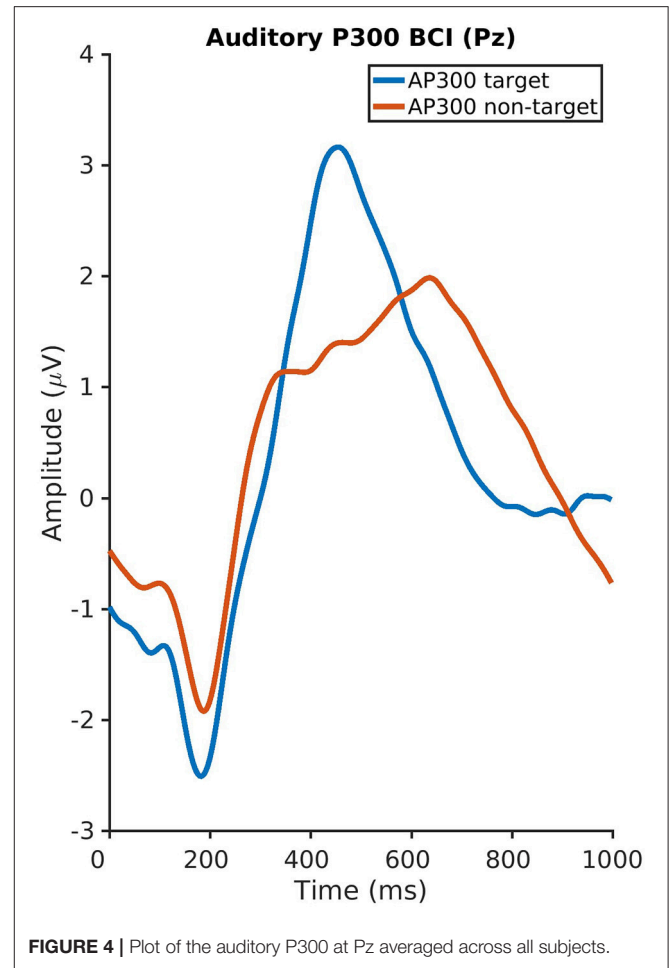
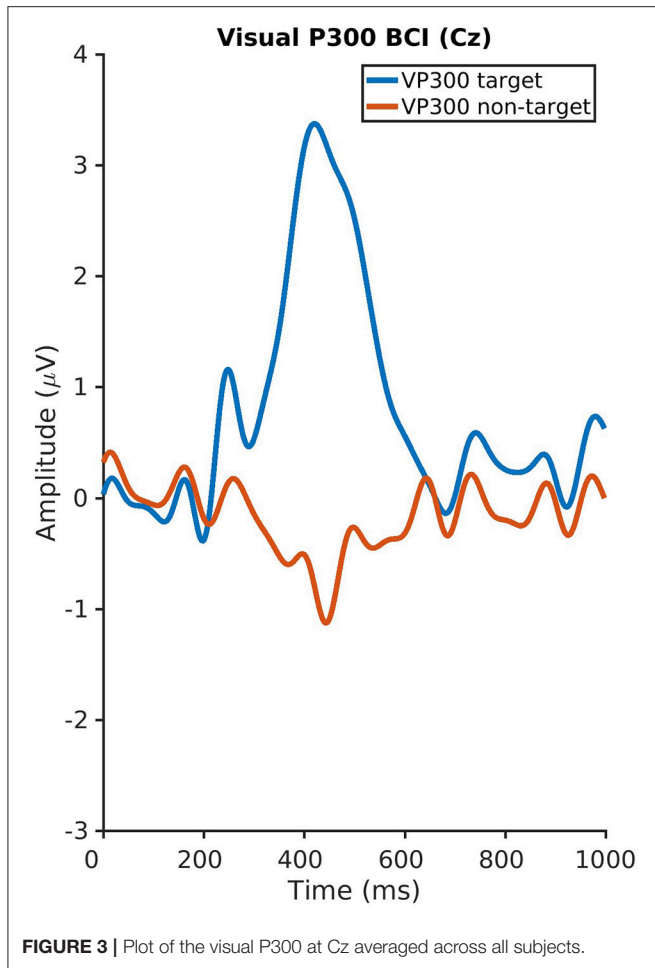
Coefficients					
Model	Unstandardized coefficients		Standardized coefficients		
	B	Std. error	Beta	t	Sig.
1 (constant)	0.437	0.408		1.069	0.292
emotional stability	−0.009	0.005	−0.289	−1.787	0.083

^aIndependent variable: “emotional stability” (BIG5PO); Dependent variable: auditory P300-BCI performance.

Unexpectedly, participants with a high score of “emotional stability” showed worse BCI performance, in our study. To date, there have been no BCI studies that found a correlation between “emotional stability” and BCI performance, but there are some studies that attributed a negative impact of high neuroticism on attention and information processing. Consistently, high neuroticism was associated with cognitive inflexibility and difficulty in ignoring irrelevant stimuli (Maclean and Arnell, 2010) as well as difficulties in disengaging from salient stimuli, meaning high neurotic people tend to overinvest attentional resources in the processing of salient yet irrelevant stimuli (Dhinakaran et al., 2014). Greater neuroticism is associated with a longer attentional blink (a short attention deficit occurring in rapid serial visual presentation tasks), which is connected to less efficient cognitive control (Maclean and Arnell, 2010). Fjell et al. (2005) aimed at describing differences in information processing by comparing a group of highly stable and a group of highly neurotic participants on the basis of event-related potentials. They did not find differences in an auditory P300 and a visual P300 oddball task. The authors concluded that there is no significant disparity in fast neurocognitive processing between highly emotionally stable and highly neurotic people. To summarize, our findings contradict results reported in the literature. One reason may be that, in contrast to those studies, the group of highly neurotic subjects was rather small in the current sample—only three participants showed highly neurotic test values with a PR smaller than 16. Eysenck postulated in his arousal theory (Eysenck, 1967) that people with higher neuroticism scores have lower excitation thresholds in subcortical structures which would be associated with a higher level of arousal of the limbic system. Hence, one might speculate that BCI users with higher neuroticism values were more responsive to the given task because of their lower arousal thresholds. Potentially, higher neuroticism turned into a small advantage for operating a P300-BCI. The fact that “emotional stability” was identified as predictor in both P300-BCI paradigms cautiously supports its validity, which of course requires further

investigation. To test the stability of the newly found predictor in a further study, one could first identify participants with extreme values on the two poles of the dimension neuroticism and then compare P300-BCI performance between the two groups in a second step.

The predictor “sum of the differences of correct minus incorrect YES answers” can be interpreted as an ability to learn. The NVLT assesses non-verbal learning processes—which may be considered relevant to master the P300-BCI tasks—by presenting graphical material that is difficult to verbalize. A high score of the outcome variable “sum of the differences of correct minus incorrect YES answers” means that a participant is able to differentiate between new and already presented items. Therefore, it is also an indicator of memory capacity and the ability to concentrate on the presented material, and both memory and concentration are mandatory for learning. Sachs et al. (2004) investigated anomalies in ERPs in patients with the diagnosis social phobia. They identified reduced P300 amplitude and increased P300 latency. The latter was correlated with deficient learning abilities measured by the NVLT supporting the potential relevance of this variable for P300-BCI performance. Our findings are in line with the results of Sprague and colleagues, who identified working memory as a significant predictor of P300-BCI performance (Sprague et al., 2016). They proposed that working memory could be improved throughout a special training program with the aim to increase BCI performance. The authors discussed different experimental designs how one could test the effectivity of a training program. They also stated that long-term repeated BCI use itself could lead to an improvement in working memory. Therefore, they recommended comparing three groups: a working memory training group, a BCI group and a control group. Such a study design could also be used to investigate the causal effect of non-verbal learning abilities on P300-BCI performance. It is important to note, that we—at the time the study was conducted—did not expect the “ability to learn” to be relevant for P300-BCI performance. Specifically, healthy subjects are often at 100% CRR in the



first session (Guger et al., 2009). However, recently it was shown that also P300-BCI performance can increase with learning, specifically under more difficult conditions. Baykara and colleagues and Herweg and Kübler confronted healthy subjects with non-visual BCIs and demonstrated a significant learning in the auditory and the tactile modality (Baykara et al., 2016; Herweg et al., 2016). Halder and colleagues confirmed these results in end-users with neurodegenerative disease (Halder et al., 2016). These results indicate that the “ability to learn” may be more relevant for P300-BCI than previously assumed.

In contrast to Sprague et al. (2016) intelligence was not identified as a significant predictor in the current study. This may be attributed to different definitions of intelligence. Sprague and colleagues used the *Picture Vocabulary Test*, which measures general intelligence, specifically crystallized intelligence, whereas the *Raven's Standard Progressive Matrices (SPM)*, which was used in the current study, assesses fluid intelligence.

Unlike Kleih and colleagues and Baykara and colleagues motivation was not identified as a significant predictor in the current study (Kleih et al., 2010; Baykara et al., 2016). Differences in study designs may account for this discrepancy. Motivation was systematically manipulated by Kleih and colleagues and

Baykara and colleagues used animal sounds in their auditory P300-BCI and subjects had to accomplish five BCI sessions.

Against our assumption, we could not identify a significant correlation between attention or concentration assessed via the Cognitrone test and the P300-BCI performance. The Cognitrone provides information about selective attention abilities, meaning focusing attention on relevant stimuli while ignoring irrelevant aspects of the task. These skills are substantial for controlling effectively a P300-BCI. A recent study showed that changes in stimulus presentation, such that they better catch the users' attention (honeycomb-shaped figure with red dots), lead to improved BCI performance (Jin et al., 2017). Lakey et al. (2011) tried to manipulate attention through a short mindfulness meditation induction. Participants of the treatment group showed higher P300-BCI performance rate as well as larger P300 amplitudes compared to BCI users of the control group. Thus, attentional processes play an important role for P300-BCI control, but it was not possible to operationalize this effect with the Cognitrone in our study. Concerning BCI end users, Geronimo et al. (2016) reported that ALS patients become less effective at utilizing a BCI system with increase in cognitive impairment, particularly in the realm of attention.

In contrast to our hypothesis, the personality factor conscientiousness was not linked to performance. Albeit we found an effect of two psychological variables on P300-BCI performance, none of the psychological variables were related to the amplitude and latency of the P300. This may be explained by the high number of sequences in the online session which reduces the variance of the P300 amplitude. It has to be noted that we also could not find any predictors for the visual P300-BCI performance when using online performance as dependent variable, due to a lack of variance in the data. In further studies, the number of sequences has to be reduced, e.g., such that an online performances of 70% CRR is achieved.

There are several limitations of the current study: As in many other BCI studies, we recruited a sample of young and healthy people, who had high a level of education. These sample characteristics lead to reduced variance in psychological test results, which may be responsible for the lack of significant correlations. Further, it is not possible to generalize these results to BCI end users with disease, because there are several differences between those groups (e.g., age distribution, cerebral gray, and white matter volume). For example, McCane et al. (2015) compared patients with ALS and age-matched controls with respect to their performance in a visual P300-BCI and amplitude, latency, and location of other potentially relevant ERPs. The authors reported that the groups did not differ in P300-BCI performance or information transfer rate. Differences were observed in the location of the target ERPs, the amplitudes of the late positivity, the amplitude of the early negativity (N200) and the latency of the late negativity. These results emphasize the necessity of studies with patients in order to investigate reliability and validity of predictors that were identified for healthy BCI-users.

Due to the large number of psychological test variables, e.g., the subgroup of personality tests comprised 25 outcome variables, the sample size was too small to maintain significance after Bonferroni correction. Thus, to gain higher power a larger sample must be included which, however, increases the effort for data collection. Finally, our number of stimulus repetitions was too high such that we encountered the described ceiling effect and needed to use offline data for the predictor analysis. At the time of data collection the dynamic stopping method (Schreuder et al., 2011a, 2013; Kindermans et al., 2014) was not yet published, which nowadays should be included in such an approach. This holds also true for the by now established face overlay to elicit larger a P300 and additional ERPs (N170 and N400f; Kaufmann et al., 2013; Zhou et al., 2016).

REFERENCES

- Ahn, S., Kim, K., and Jun, S. C. (2015). Steady-state somatosensory evoked potential for brain-computer interface - present and future. *Front. Hum. Neurosci.* 9:716. doi: 10.3389/fnhum.2015.00716
- Allison, B. Z., Faller, J., and Neuper, C. (2012). "BCIs that use steady-state visual evoked potentials or slow cortical potentials," in *Brain-Computer Interfaces:*

CONCLUSIONS

There are many psychological factors—personality, performance, and clinical—that could potentially influence P300-BCI performance. The current study identified only few that indeed did so and these were “emotional stability” and the “ability to learn.” Emotional stability negatively predicted P300-BCI performance in both modalities, which is counter-intuitive and contradicts other findings. However, as it was found in both paradigms—auditory and visual—it is worth further investigation. The significant predictor for the “ability to learn” is also somewhat surprising as learning has—until recently—not been assumed as particularly relevant for operating a P300-BCI. Yet, recent results with non-visual P300-BCIs and end-users with disease point toward learning as relevant when conditions are more difficult. As we found the “ability to learn” only predictive of visual P300-BCI performance, also this predictor requires further studies for its confirmation or rejection. Taken together, in healthy subjects only few psychological factors seem to play a moderate role for P300-BCI performance. To confirm or reject these predictors, studies with more difficult conditions, such as few sequences, non-visual modalities or distracting additional tasks, are necessary. To establish causality, experimental designs are required that manipulate the predicting variables.

ETHICS STATEMENT

This study was carried out in accordance with the recommendations of the Ethical Review Board of the Medical Faculty of the University of Tübingen with written informed consent from all subjects. All subjects gave written informed consent in accordance with the Declaration of Helsinki. The protocol was approved by the Ethical Review Board.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

EH: Study concept, data assessment, data analyses and preparation of the manuscript; SH: Data assessment, data analyses; SK: Data assessment; AK: Study conception, data analyses and preparation of the manuscript supervised.

FUNDING

This work was supported by the Deutsche Forschungsgemeinschaft (DFG) under contract KU 1453-1/2 and MU 987/3-1/2 and the European ICT Programme Project FP7-224631.

Principles and Practice, eds. J. R. Wolpaw and E. W. Wolpaw (New York, NY: Oxford University Press), 241–249.

- Averbeck, M., Leiberich, P., Grote-Kusch, M. T., Olbrich, E., Schröder, A., Brieger, M., et al. (1997). *Skalen zur Erfassung der Lebensqualität (SEL) - Manual*. Frankfurt: Swets & Zeitlinger B.V.; Swets Test Services.
- Baykara, E., Ruf, C. A., Fioravanti, C., Käthner, I., Simon, N., Kleih, S. C., et al. (2016). Effects of training and motivation on auditory P300

- brain-computer interface performance. *Clin. Neurophysiol.* 127, 379–387. doi: 10.1016/j.clinph.2015.04.054
- Birbaumer, N., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Iversen, I., Kotchoubey, B., Kübler, A., et al. (1999). A spelling device for the paralysed. *Nature* 398, 297–298. doi: 10.1038/18581
- Botrel, L., Holz, E. M., and Kübler, A. (2015). Brain Painting V2: evaluation of P300-based brain-computer interface for creative expression by an end-user following the user-centered design. *Brain-Comp. Interfaces* 2, 135–149. doi: 10.1080/2326263X.2015.1100038
- Dhinakaran, J., De Vos, M., Thorne, J. D., and Kranczioch, C. (2014). Neuroticism focuses attention: evidence from SSVEPs. *Exp. Brain Res.* 232, 1895–1903. doi: 10.1007/s00221-014-3881-5
- Eysenck, H. J. (1967). *The Biological Basis of Personality*. New Brunswick: Transaction Publishers.
- Fabiani, M., Gratton, G., Karis, D., and Donchin, E., (1987). Definition, identification, and reliability of measurement of the P300 component of the event-related brain potential. *Adv. Psychophysiol.* 2, 1–78.
- Farwell, L. A., and Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 70, 510–523. doi: 10.1016/0013-4694(88)90149-6
- Fjell, A. M., Walhovd, K. B., Meling, S., and Johansen, M. B. (2005). Basic information processing of neurotics and stables: an experimental ERP approach to personality and distractibility. *Scand. J. Psychol.* 46, 493–502. doi: 10.1111/j.1467-9450.2005.00481.x
- Franke, G. (1995). *Die Symptom Checkliste von Derogatis - Deutsche Version*. Göttingen: Beltz Test Gesellschaft.
- Furdea, A., Halder, S., Krusienski, D. J., Bross, D., Nijboer, F., Birbaumer, N., et al. (2009). An auditory oddball (P300) spelling system for brain-computer interfaces. *Psychophysiology* 46, 617–625. doi: 10.1111/j.1469-8986.2008.00783.x
- Geronimo, A., Simmons, Z., and Schiff, S. J. (2016). Performance predictors of brain-computer interfaces in patients with amyotrophic lateral sclerosis. *J. Neural Eng.* 13:26002. doi: 10.1088/1741-2560/13/2/026002
- Geronimo, A., Stephens, H. E., Schiff, S. J., and Simmons, Z. (2015). Acceptance of brain-computer interfaces in amyotrophic lateral sclerosis. *Amyotroph. Lateral Scler. Frontotemporal Degener.* 16, 258–264. doi: 10.3109/21678421.2014.969275
- Guger, C., Daban, S., Sellers, E., Holzner, C., Krausz, G., Carabalona, R., et al. (2009). How many people are able to control a P300-based brain-computer interface (BCI)? *Neurosci. Lett.* 462, 94–98. doi: 10.1016/j.neulet.2009.06.045
- Gurrera, R. J., O'donnell, B. F., Nestor, P. G., Gainski, J., and McCarley, R. W. (2001). The P3 auditory event-related brain potential indexes major personality traits. *Biol. Psychiatry* 49, 922–929. doi: 10.1016/S0006-3223(00)01067-2
- Halder, S., Hammer, E. M., Kleih, S. C., Bogdan, M., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., et al. (2013a). Prediction of auditory and visual P300 brain-computer interface aptitude. *PLoS ONE* 8:e53513. doi: 10.1371/journal.pone.0053513
- Halder, S., Käthner, I., and Kübler, A. (2016). Training leads to increased auditory brain-computer interface performance of end-users with motor impairments. *Clin. Neurophysiol.* 127, 1288–1296. doi: 10.1016/j.clinph.2015.08.007
- Halder, S., Ruf, C. A., Furdea, A., Pasqualotto, E., De Massari, D., Van der Heiden, L., et al. (2013b). Prediction of P300 BCI aptitude in severe motor impairment. *PLoS ONE* 8:e76148. doi: 10.1371/journal.pone.0076148
- Hammer, E., Kaufmann, T., Kleih, S. C., Blankertz, B., and Kübler, A. (2014). Visuo-motor coordination ability predicts performance with brain-computer interfaces controlled by modulation of sensorimotor rhythms (SMR). *Front. Hum. Neurosci.* 8:574. doi: 10.3389/fnhum.2014.00574
- Hammer, E. M., Halder, S., Blankertz, B., Sannelli, C., Dickhaus, T., Kleih, S., et al. (2012). Psychological predictors of SMR-BCI performance. *Biol. Psychol.* 89, 80–86. doi: 10.1016/j.biopsycho.2011.09.006
- Hautzinger, M., and Bailer, M. (1993). *Allgemeine Depressions Skala - ADS*. Weinheim: Beltz Test.
- Hermans, P. H., Petermann, F., and Zielinski, W. (1978). *LMT: Leistungsmotivationstest*. Amsterdam: Swets & Zeitlinger.
- Herweg, A., Gutzeit, J., Kleih, S., and Kübler, A. (2016). Wheelchair control by elderly participants in a virtual environment with a brain-computer interface (BCI) and tactile stimulation. *Biol. Psychol.* 121, 117–124. doi: 10.1016/j.biopsycho.2016.10.006
- Höhne, J., Schreuder, M., Blankertz, B., and Tangermann, M. (2011). A novel 9-class auditory ERP paradigm driving a predictive text entry system. *Front. Neurosci.* 5:99. doi: 10.3389/fnins.2011.00099
- Holocher-Ertl, S., Kubinger, K. D., and Menghin, S. (2003). *Big Five Plus One Persönlichkeitsinventar (B5PO)[Big Five Plus One Personality Inventory (B5PO)]*[Software und Manual]. Mödling: Schuhfried.
- Holz, E. M., Botrel, L., Kaufmann, T., and Kübler, A. (2015). Long-term independent brain-computer interface home use improves quality of life of a patient in the locked-in state: a case study. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 96, S16–S26. doi: 10.1016/j.apmr.2014.03.035
- Jin, J., Zhang, H., Daly, I., Wang, X., and Cichocki, A. (2017). An improved P300 pattern in BCI to catch user's attention. *J. Neural Eng.* 14:036001. doi: 10.1088/1741-2552/aa6213
- Käthner, I., Ruf, C. A., Pasqualotto, E., Braun, C., Birbaumer, N., and Halder, S. (2013). A portable auditory P300 brain-computer interface with directional cues. *Clin. Neurophysiol.* 124, 327–338. doi: 10.1016/j.clinph.2012.08.006
- Käthner, I., Wriessnegger, S. C., Müller-Putz, G. R., Kübler, A., and Halder, S. (2014). Effects of mental workload and fatigue on the P300, alpha and theta band power during operation of an ERP (P300) brain-computer interface. *Biol. Psychol.* 102, 118–129. doi: 10.1016/j.biopsycho.2014.07.014
- Kaufmann, T., Schulz, S. M., Kölblitz, A., Renner, G., Wessig, C., and Kübler, A. (2013). Face stimuli effectively prevent brain-computer interface inefficiency in patients with neurodegenerative disease. *Clin. Neurophysiol.* 124, 893–900. doi: 10.1016/j.clinph.2012.11.006
- Kaufmann, T., Vögele, C., Sütterlin, S., Lukito, S., and Kübler, A. (2012). Effects of resting heart rate variability on performance in the P300 brain-computer interface. *Int. J. Psychophysiol.* 83, 336–341. doi: 10.1016/j.ijpsycho.2011.11.018
- Ke, Y., Wang, P., Chen, Y., Gu, B., Qi, H., Zhou, P., et al. (2016). Training and testing ERP-BCIs under different mental workload conditions. *J. Neural Eng.* 13:016007. doi: 10.1088/1741-2560/13/1/016007
- Kindermans, P. J., Tangermann, M., Müller, K. R., and Schrauwen, B. (2014). Integrating dynamic stopping, transfer learning and language models in an adaptive zero-training ERP speller. *J. Neural Eng.* 11:035005. doi: 10.1088/1741-2560/11/3/035005
- Kleih, S. C., Kaufmann, T., Zickler, C., Halder, S., Leotta, F., Cincotti, F., et al. (2011). Out of the frying pan into the fire—the P300-based BCI faces real-world challenges. *Prog. Brain Res.* 194, 27–46. doi: 10.1016/B978-0-444-53815-4.00019-4
- Kleih, S. C., and Kübler, A. (2013). Empathy, motivation, and P300 BCI performance. *Front. Hum. Neurosci.* 7:642. doi: 10.3389/fnhum.2013.00642
- Kleih, S. C., Nijboer, F., Halder, S., and Kübler, A. (2010). Motivation modulates the P300 amplitude during brain-computer interface use. *Clin. Neurophysiol.* 121, 1023–1031. doi: 10.1016/j.clinph.2010.01.034
- Krampen, G. (1981). *IPC-Fragebogen zur Kontrollüberzeugung*. Göttingen: Hogrefe.
- Krusienski, D. J., Sellers, E. W., Cabestaing, F., Bayouthe, S., McFarland, D. J., Vaughan, T. M., et al. (2006). A comparison of classification techniques for the P300 Speller. *J. Neural Eng.* 3, 299–305. doi: 10.1088/1741-2560/3/4/007
- Kubinger, K. D., and Ebenhöf, J. (1996). *Arbeitshaltungen: kurze Testbatterie; Anspruchsniveau, Frustrationstoleranz, Leistungsmotivation, Impulsivität, Reflexivität; Manual*. Frankfurt: Swets Test Services.
- Kübler, A., Blankertz, B., Müller, K., and Neuper, C. (2011). “A model of BCI-control,” in *5th International Brain-Computer Interface Conference*, eds G. R. Müller-Putz, R. Scherer, M. Billinger, A. Kreiling, V. Kaiser, and C. Neuper (Graz: Verlag der Technischen Universität Graz).
- Kübler, A., Neumann, N., Kaiser, J., Kotchoubey, B., Hinterberger, T., and Birbaumer, N. P. (2001). Brain-computer communication: self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 82, 1533–1539. doi: 10.1053/apmr.2001.26621
- Lakey, C. E., Berry, D. R., and Sellers, E. W. (2011). Manipulating attention via mindfulness induction improves P300-based brain-computer interface performance. *J. Neural Eng.* 8:25019. doi: 10.1088/1741-2560/8/2/025019
- Londral, A., Pinto, A., Pinto, S., Azevedo, L., and De Carvalho, M. (2015). Quality of life in amyotrophic lateral sclerosis patients and caregivers: impact of assistive communication from early stages. *Muscle Nerve* 52, 933–941. doi: 10.1002/mus.24659

- Maclean, M. H., and Arnell, K. M. (2010). Personality predicts temporal attention costs in the attentional blink paradigm. *Psychon. Bull. Rev.* 17, 556–562. doi: 10.3758/PBR.17.4.556
- McCane, L. M., Heckman, S. M., McFarland, D. J., Townsend, G., Mak, J. N., Sellers, E. W., et al. (2015). P300-based Brain-Computer Interface (BCI) Event-Related Potentials (ERPs): people with Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) vs. age-matched controls. *Clin. Neurophysiol.* 126, 2124–2131. doi: 10.1016/j.clinph.2015.01.013
- Morgan, H. M., Klein, C., Boehm, S. G., Shapiro, K. L., and Linden, D. E. (2008). Working memory load for faces modulates P300, N170, and N250r. *J. Cogn. Neurosci.* 20, 989–1002. doi: 10.1162/jocn.2008.20072
- Müller-Putz, G. R., Scherer, R., Brauneis, C., and Pfurtscheller, G. (2005). Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: impact of harmonic frequency components. *J. Neural Eng.* 2, 123–130. doi: 10.1088/1741-2560/2/4/008
- Nijboer, F., Birbaumer, N., and Kübler, A. (2010). The influence of psychological state and motivation on brain-computer interface performance in patients with amyotrophic lateral sclerosis - a longitudinal study. *Front. Neurosci.* 4, 1–13. doi: 10.3389/fnins.2010.00055
- Nijboer, F., Furdea, A., Gunst, I., Mellinger, J., McFarland, D. J., Birbaumer, N., et al. (2008). An auditory brain-computer interface (BCI). *J. Neurosci. Methods* 167, 43–50. doi: 10.1016/j.jneumeth.2007.02.009
- Pfurtscheller, G., and McFarland, D. J. (2012). “BCIs that use sensorimotor rhythms,” in *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice*, eds J. R. Wolpaw and E. W. Wolpaw (New York, NY: Oxford University Press), 227–240.
- Pfurtscheller, G., and Neuper, C. (1997). Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. *Neurosci. Lett.* 239, 65–68. doi: 10.1016/S0304-3940(97)00889-6
- Polich, J. (2007). Updating P300: an integrative theory of P3a and P3b. *Clin. Neurophysiol.* 118, 2128–2148. doi: 10.1016/j.clinph.2007.04.019
- Radloff, L. S. (1977). The CES-D scale a self-report depression scale for research in the general population. *Appl. Psychol. Meas.* 1, 385–401. doi: 10.1177/014662167700100306
- Raven, J. C. (1998). *Raven's Progressive Matrices*. Oxford: Oxford Psychologists Press.
- Rheinberg, F., Vollmeyer, R., and Burns, B. D. (2001). FAM: ein fragebogen zur erfassung aktueller motivation in lern-und leistungssituationen 12 (Langversion, 2001). *Diagnostica* 2, 57–66. doi: 10.1026/0012-1924.4.7.2.57
- Sachs, G., Anderer, P., Margreiter, N., Semlitsch, H., Saletu, B., and Katschnig, H. (2004). P300 event-related potentials and cognitive function in social phobia. *Psychiatry Res.* 131, 249–261. doi: 10.1016/J.PSCYCHRESNS.2004.05.005
- Schreuder, M., Höhne, J., Blankertz, B., Haufe, S., Dickhaus, T., and Tangermann, M. (2013). Optimizing event-related potential based brain-computer interfaces: a systematic evaluation of dynamic stopping methods. *J. Neural Eng.* 10:36025. doi: 10.1088/1741-2560/10/3/036025
- Schreuder, M., Hohne, J., Treder, M., Blankertz, B., and Tangermann, M. (2011a). “Performance optimization of ERP-based BCIs using dynamic stopping,” in *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (Boston, MA), 4580–4583.
- Schreuder, M., Rost, T., and Tangermann, M. (2011b). Listen, you are writing! Speeding up online spelling with a dynamic auditory BCI. *Front. Neurosci.* 5:112. doi: 10.3389/fnins.2011.00112
- Schreuder, M., Thurlings, M. E., Brouwer, A. M., Van Erp, J. B., and Tangermann, M. (2012). “Exploring the use of tactile feedback in an ERP-based auditory BCI,” in *2012 Annual International Conference of the IEEE*, 6707–6710.
- Schuhfried, G. (2007). *Cognitrone—COG*. Mödling: Schuhfried.
- Sellers, E. W., Arbel, Y., and Donchin, E. (2012). “BCIs that use P300 event related potentials,” in *Brain-Computer Interfaces: Principles and Practice, 1st Edn.*, eds J. R. Wolpaw and E. W. Wolpaw (New York, NY: Oxford University Press), 215–226.
- Sellers, E. W., Vaughan, T. M., and Wolpaw, J. R. (2010). A brain-computer interface for long-term independent home use. *Amyotroph. Lateral Scler.* 11, 449–455. doi: 10.3109/17482961003777470
- Sharbrough, F., Chatrian, G. E., Lesser, R. P., Lüders, H., Nuwer, M., and Picton, T. W. (1991). American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature. *J. Clin. Neurophysiol.* 8, 200–202. doi: 10.1097/00004691-199104000-00007
- Simon, N., Käthner, I., Ruf, C. A., Pasqualotto, E., Kübler, A., and Halder, S. (2014). An auditory multiclass brain-computer interface with natural stimuli: Usability evaluation with healthy participants and a motor impaired end user. *Front. Hum. Neurosci.* 8:1039. doi: 10.3389/fnhum.2014.01039
- Sprague, S. A., McBee, M. T., and Sellers, E. W. (2016). The effects of working memory on brain-computer interface performance. *Clin. Neurophysiol.* 127, 1331–1341. doi: 10.1016/j.clinph.2015.10.038
- Sturm, W., and Willmes, K. (1994a). *Nonverbaler Lerntest:(NVLTL)*. Mödling: Schuhfried.
- Sturm, W., and Willmes, K. (1994b). *Verbaler Lerntest:(VLT)*. Mödling: Schufried.
- van Albada, S. J., and Robinson, P. A. (2007). Transformation of arbitrary distributions to the normal distribution with application to EEG test-retest reliability. *J. Neurosci. Methods* 161, 205–211. doi: 10.1016/j.jneumeth.2006.11.004
- Yuan, H., and He, B. (2014). Brain-computer interfaces using sensorimotor rhythms: current state and future perspectives. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 61, 1425–1435. doi: 10.1109/TBME.2014.2312397
- Zhou, S., Jin, J., Daly, I., Wang, X., and Cichocki, A. (2016). Optimizing the face paradigm of BCI system by modified mismatch negative paradigm. *Front. Neurosci.* 10:444. doi: 10.3389/fnins.2016.00444

Conflict of Interest Statement: The authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Copyright © 2018 Hammer, Halder, Kleih and Kübler. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (CC BY). The use, distribution or reproduction in other forums is permitted, provided the original author(s) and the copyright owner are credited and that the original publication in this journal is cited, in accordance with accepted academic practice. No use, distribution or reproduction is permitted which does not comply with these terms.