

Der Asynchrone Graz Brain Switch*

Teodoro Solis-Escalante

Institut für Semantische Datenanalyse
Inffeldgasse 13/IV, 8010, Graz, Österreich
teodoro.solisescalante@tugraz.at

Abstract: Diese Dissertation führt den asynchronen Graz Brain Switch ein, ein nicht-invasives asynchrones Brain-Computer Interface basierend auf dem Beta Rebound Phänomen. Der Beta Rebound ist ein transientes Reaktionsphänomen im Elektroenzephalogramm, mit dem man Bewegungsvorstellungen detektieren kann. Der Graz Brain Switch verwendet das Beta Rebound Phänomen, um eine schnelle und einfache Anwendung sowie eine optimale Leistung mit möglichst wenigen falschen Aktivierungen zu ermöglichen. Diese Zusammenfassung präsentiert die Machbarkeitsstudien eines Beta Rebound basierenden Brain Switch und die online Evaluierung des Graz Brain Switches. Zusätzlich beschreibt diese Arbeit eines der ersten hybriden BCIs.

1 Einführung

Eine Gehirn-Computer Schnittstelle (Brain-Computer Interface, BCI) ist ein Kommunikationssystem, das eine direkte Verbindung zwischen dem menschlichen Gehirn und einem Computer herstellt [WBH⁺00] (siehe Abb. 1). Der hauptsächliche Zweck eines BCIs ist es, Menschen zu helfen, die aufgrund schwerer motorischer Einschränkungen sonst nicht mehr kommunizieren können. Für Personen ohne Einschränkungen eröffnen BCIs neuartige Mensch-Maschine Interaktionsmöglichkeiten.

Wesentliche offene Punkte, um BCI-Systeme außerhalb kontrollierter Bedingungen anzuwenden, sind praktische Verwendbarkeit und Zuverlässigkeit. Praktisch verwendbare BCI-Systeme sollten kostengünstig und einfach verwendbar sein. Zuverlässige BCI-Systeme sollten eine konstant hohe Leistung mit einer geringen Anzahl an Fehlern bieten. Eine Möglichkeit, ein einfaches BCI-System mit stabiler Leistung zu implementieren, ist ein sogenannter Brain Switch.

Ein Brain Switch [MB00] ist ein BCI, das zwei Zustände annehmen kann: einerseits einen sehr spezifischen mentalen Zustand und andererseits jeden anderen mentalen Zustand (siehe Abb. 1). Im asynchronen Modus bleibt der Brain Switch während Ruheperioden (nicht-beabsichtigte Kontrolle) inaktiv und reagiert nur wenn der Benutzer eine spezifische mentale Aufgabe ausführt (beabsichtigte Kontrolle). Der Benutzer kann so jederzeit frei entscheiden, wann er den Brain Switch aktivieren möchte. Damit ein derartiges System prak-

*Englischer Titel der Dissertation: "The Asynchronous Graz Brain Switch"

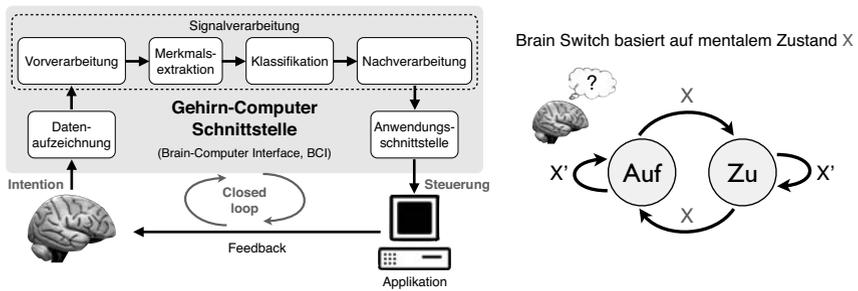


Abbildung 1: Blockdiagramm von einem BCI (links) und Konzept von einem Brain Switch (rechts).

tikabel ist, dürfen unbeabsichtigte Aktivierungen nicht vorkommen.

Diese Dissertation führt den asynchronen Graz Brain Switch ein [SE12], ein nicht-invasives asynchrones BCI basierend auf dem Beta Rebound Phänomen, welches auf eine Fußbewegung oder Fußbewegungsvorstellung folgt. Der Beta Rebound ist ein transientes Reaktionsphänomen im Elektroenzephalogramm (EEG), mit dem man Fußbewegungsvorstellungen detektieren kann. Der Graz Brain Switch verwendet das Beta Rebound Phänomen, um eine schnelle und einfache Anwendung sowie eine optimale Leistung mit möglichst wenigen falschen Aktivierungen zu ermöglichen. Die Kapitel in dieser Dissertation beschreiben die Entwicklungsstadien sowie die komplette Evaluierung des Graz Brain Switches. Die folgenden Abschnitte fassen die Arbeit dieser Dissertation zusammen.

2 Der Beta Rebound

Der Beta Rebound ist eine transiente nicht-phasengebundene Antwort des Gehirns, die als eine plötzliche Leistungszunahme im Beta-Frequenzband (13 bis 35 Hz) im EEG und anderen Aufnahmetechniken sichtbar wird. Vorübergehende Änderungen der spektralen Komponenten im EEG werden Ereigniskorrelierte Desynchronisation (Event-Related Desynchronization, ERD; Leistungsabnahme) und Ereigniskorrelierte Synchronisation (Event-Related Synchronization, ERS; Leistungszunahme) genannt [PL99]. Der Beta Rebound erscheint typischerweise am motorischen Kortex, dem somatosensorischen Kortex und dem supplementärmotorischen Areal (SMA). Nach einer Fußbewegung erscheint der Beta Rebound an der Vertexposition, nahe dem SMA und dem kortikalen Areal, in dem Fußbewegungen repräsentiert werden [NP96]. Zieht man die Nähe dieser beiden Areale und mögliches Übersprechen zwischen dem primärmotorischen Kortex und dem SMA in Betracht, erscheint es nachvollziehbar, dass ein Beta Rebound mit hoher Amplitude nach Fußbewegung oder Fußbewegungsvorstellung auftritt. Der Beta Rebound nach einer Fußbewegung hat ein sehr hohes Signal-Rausch-Verhältnis, wodurch sich dieses Phänomen besonders gut für die Detektion von Fußbewegungsvorstellung in einzelnen EEG-Epochen eignet.

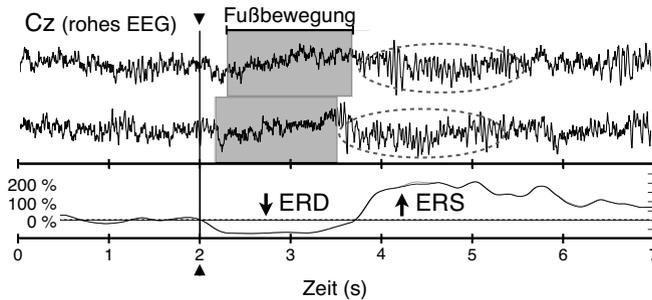


Abbildung 2: EEG vor, während und nach einer Fußbewegung. Oben: der Beta Rebound ist mit strichlierten roten Kreisen markiert. Unten: Relative Leistungsabnahme (ERD) und Leistungs Zunahme (ERS) im Beta-Frequenzband.

3 Machbarkeitsstudie eines Beta Rebound basierenden Brain Switch

Die Ergebnisse zu den Machbarkeitsstudien eines Brain Switch, der auf dem Beta Rebound basiert, wurden in zwei Artikeln publiziert [SEMPP08, PSE09]. Zunächst wurden EEG-Datensätze von zehn gesunden Teilnehmern analysiert. Das EEG wurde aufgezeichnet, während die Teilnehmer mehrere Durchläufe absolvierten, in denen sie motorische Aufgaben nach Erscheinen entsprechender Instruktionen durchführen mussten. Diese Aufgaben umfassten passive Bewegung, motorische Ausführung und motorische Vorstellung. Nur die drei Durchläufe, in denen die Teilnehmer kurze Fußbewegungen ausführen mussten, wurden für die Analyse verwendet.

EEG-Epochen (1 s lang) von einer Laplace-Ableitung wurden in spektrale Merkmale über die logarithmische Bandleistung zerlegt. Diese Merkmale entsprechen den spektralen Komponenten zwischen 6 und 36 Hz. Merkmalsvektoren wurden separat für ERD (während Bewegung) und ERS (nach Bewegung) Merkmale gegen die restliche Gehirnaktivität klassifiziert. Dadurch, dass ERD und ERS in unterschiedlichen Frequenzbändern und zu unterschiedlichen Zeitpunkten auftreten, kann angenommen werden dass sie sich gegenseitig ausschließen.

Zur Klassifikation der Merkmalsvektoren wurden Support Vector Maschinen (SVM) mit Gauss'schen Kernels verwendet (libSVM, [CL01]). Kernelparameter der SVM wie z. B. der Regularisierungsfaktor C und die Kernelbreite σ wurden durch eine erschöpfende Suche in einem festgelegten Raster bestimmt. Vor der Parameterauswahl wurden die drei Durchläufe zufällig permutiert, und einer der Durchläufe wurde zu Evaluierungszwecken ausgewählt. Von den restlichen zwei Durchläufen wurde einer zum Trainieren und einer zum Testen verwendet. Eine 10-fache Kreuzvalidierung wurde für jedes Parameterpaar (C_i, σ_j) durchgeführt. Das Resultat für jeden Kreuzvalidierungsschritt wurde als Differenz zwischen der Rate der korrekten Aktivierungen (true positive rate, TPR) und der falschen Aktivierungen (false positive rate, FPR) zusammengefasst: $Y = \text{TPR} - \text{FPR}$. Nach dem Testen aller Parameterkombinationen wurde das Paar mit dem höchsten Wert

für Y selektiert.

Abschließend wurde ein SVM-Klassifikator mit den Trainings- und Testdurchläufen und dem zuvor gewählten Parameterpaar trainiert. Die SVM wurde trainiert, um eine Schätzung für die a-posteriori Klassenwahrscheinlichkeit jedes Merkmalsvektors zu bekommen. Mit einem Schwellwert (Threshold, TH), einer Verweildauer (Dwell Time, DT = 250 ms) über dem Schwellwert und einer Refraktärperiode (RP = 2 s) wurden Aktivierungen in der Ausgabe des Klassifikators detektiert. Der Parameter TH wurde dabei mittels Beobachterkennlinie (Receiver-Operator-Characteristic, ROC) ermittelt.

Die Kommandos eines asynchronen Brain Switches können zu jedem Zeitpunkt, abhängig von der Intention des Benutzers, ausgelöst werden. Eine Simulation eines asynchronen Brain Switches auf Daten, bei denen der Benutzer zu fixierten Zeitpunkten instruiert wurde, Aktivierungen auszulösen, können nützlich sein, um die Genauigkeit eines Brain Switches zu evaluieren, sowie absichliche Kontrolle und Ruhe voneinander zu differenzieren. Das Wissen, wann eine Brain Switch Aktivierung ausgelöst werden sollte, erlaubt es, TP, FP und falsche Nicht-Aktivierungen (False Negatives, FN) zu berechnen. Nachdem außerdem die Ruheperioden in der Trialstruktur bekannt sind, können weiters auch korrekte Nicht-Aktivierungen (True Negatives, TN) identifiziert werden.

Detektionen von kurzen Fußbewegungen basierend auf ERD erreichten eine durchschnittliche TPR von $0,21 \pm 0,12$. Die auf ERS basierende Detektion erreichte eine durchschnittliche TPR von $0,74 \pm 0,21$. Dies sind die bestmöglichen Ergebnisse laut der ROC, bei der die TPR maximal ist, während gleichzeitig die FPR maximal 0,1 ist. Die Leistung des Klassifikators könnte noch weiter optimiert werden um die FPR noch weiter abzusinken. Dabei muss jedoch beachtet werden, dass TH-Änderungen, die zu einem weiteren Sinken der FPR führen, auch zu einer niedrigeren TPR führen.

Um das Beta ERS Phänomen weiter für die Verwendung in einem Brain Switch zu evaluieren, wurde in einer weiteren Analyse Bewegungsvorstellung detektiert. Dabei wurde EEG von fünf Teilnehmern in einem Paradigma ohne visuelles Feedback aufgezeichnet. In dem Paradigma führten die Teilnehmer motorische Vorstellung nach visuellen Instruktionen aus. Die Aufgabe bestand in kinästhetischer Vorstellung einer kurzen Fußbewegung. Merkmalsextraktion, Klassifikatortraining, sowie Nachverarbeitung und Erfassung der Leistung waren gleich wie oben beschrieben.

Die FPR wurde auch hier unter 0,1 gehalten. Die durchschnittliche TPR für die Detektion von ERD war $0,28 \pm 0,13$ und die TPR für Detektionen von ERS war $0,59 \pm 0,20$. In Übereinstimmung mit vorherigen Analysen zu motorischer Ausführung waren die Ergebnisse des ERS-basierten Klassifikator besser als die des ERD-basierte Klassifikators.

Diese beiden Analysen zeigten, dass der Beta Rebound (ERS) für die Detektion von tatsächlichen und vorgestellten Fußbewegungen ein besseres Merkmal darstellt als ERD (siehe Abb. 3). Die relative Stabilität des Beta Rebound und seine Ähnlichkeit während ausgeführten und vorgestellten Fußbewegungen und die Aktivierungen ähnlicher kortikaler Areale während tatsächlicher oder vorgestellter Bewegungen könnten es erlauben, einen Brain Switch mit Bewegungsausführung aufzusetzen, der dann mit Bewegungsvorstellung kontrolliert werden kann.

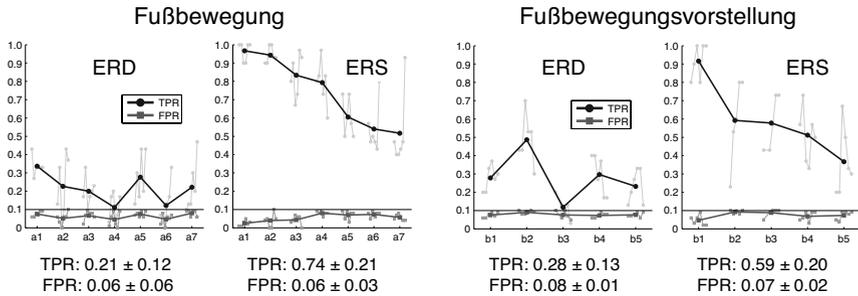


Abbildung 3: ERD- und ERS-basierte Detektion von Fußbewegung (links) und Fußbewegungsvorstellung (rechts).

4 Ein Brain Switch für gesunde Nutzer

Die Idee, einen Klassifikator mit Bewegungsausführung zu trainieren, wurde in einer weiteren Studie untersucht [SEMPB⁺10]. EEG-Signale von neun gesunden Personen wurden analysiert. Das EEG wurde während Durchgängen mit Bewegungsausführung und Bewegungsvorstellung ohne Feedback von fünf Ag/AgCl Elektroden, die auf der Kopfhaut um die Elektrodenposition Cz platziert waren, aufgenommen. Eine einzelne Laplace-Ableitung wurde aus den Mehrkanaldaten berechnet. Jeder Teilnehmer führte drei Durchgänge von Bewegungsausführung und weitere drei Durchgänge von Bewegungsvorstellung aus. Alle Durchgänge wurden am selben Tag durchgeführt, mit einigen Minuten Pause dazwischen.

Die Analyse der Daten wurde unterteilt in synchrone und asynchrone Verarbeitung. In der synchronen Phase wurden zwei SVMs auf den Daten aus den Durchgängen mit Bewegungsausführung trainiert, mit den zuvor beschriebenen Methoden. Die Kennzeichnung der Merkmalsvektoren wurde für jeden Teilnehmer über die Informationen aus den ERD/ERS Maps angepasst, die aus den Durchgängen mit der Bewegungsausführung berechnet wurden. Über die ERD/ERS Maps kann der Zeitverlauf der relativen spektralen Veränderungen (also ERD und ERS) in einem bestimmten Experiment visualisiert werden. Im Gegensatz zur vorherigen Analyse war die FPR während des Trainings nicht beschränkt auf 0,10. Stattdessen wurden die SVM-Parameter, die zur größten TPR und kleinsten FPR führten, ausgewählt. Danach wurde die Leistung so eingestellt, welche die FPR reduzierte und eine maximale TPR erzielte.

In der asynchronen Phase wurde eine kurze Kalibrierungsphase eingefügt, um die Parameter für die Nachverarbeitung DT, TH und RP aus den Durchgängen mit der Bewegungsvorstellung (der erste aufgezeichnete Durchgang) auszuwählen. Diese Parameter wurden über eine ROC-Analyse auf TH und DT ausgewählt, in der die Leistung für die Simulation eines asynchronen Brain Switches abgeschätzt wurde. Der Wert von RP unterlag der Bedingung $DT + RP = 2\text{ s}$. Die Parameter TH und DT, die zur höchsten TPR mit einer $FPR \leq 0,10$ führten, wurden ausgewählt. Die Evaluation wurde mit der Simulation eines

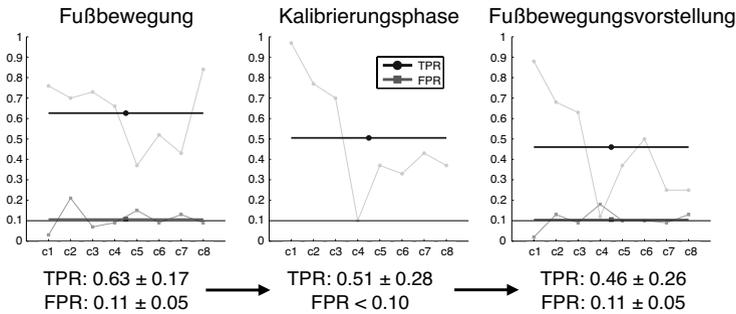


Abbildung 4: ERS-basierte Ergebnisse aus den Trainings-, Kalibrierungs- und Evaluationsphasen. ERD war das wichtigste Merkmal für Teilnehmer c4 und c5.

asynchronen Brain Switches abgeschlossen, die über die zwei verbleibenden Durchgänge der Bewegungsvorstellung ausgeführt wurde.

Die durchschnittliche TPR in der Evaluierungsphase war $0,52 \pm 0,20$ und $0,63 \pm 0,17$ für ERD- und ERS-basierte Klassifikation. Das Mittel der FPR war $0,11 \pm 0,03$ und $0,11 \pm 0,05$ für ERD- und ERS-basierte Klassifikation. Es gab keine signifikanten Unterschiede zwischen ERD- und ERS-basierten Klassifikationsschemas. ERS war das wichtigste Merkmal für sechs von acht Teilnehmern in der Trainingsphase (mit Bewegungsausführung). Diese Präferenzen blieben über die Kalibrierungs- und Evaluationsphasen (mit Bewegungsvorstellung) erhalten, wo ERD nur für zwei Teilnehmer eindeutig das wichtigste Merkmal war (Abb. 4).

Diese Ergebnisse zeigen, dass ein Brain Switch implementiert werden kann mit einem Klassifikator, der auf Bewegungsausführungsdaten trainiert wird und dann auf Bewegungsvorstellungsdaten mit einer geringen Kalibrierung angewendet werden kann. Dieser Ansatz war erfolgreich, da beide motorischen Aufgaben (Ausführung und Vorstellung) in ähnlichen ERD/ERS-Mustern resultieren. Obwohl es keine signifikanten Unterschiede zwischen ERD- und ERS-basierter Klassifikation gab, war ERS das wichtigste Merkmal für den Großteil der Teilnehmer.

Für die Implementierung eines Online Brain Switches wurde die Methodik angepasst: ein Schritt zur Merkmalsauswahl wurde integriert, der auf der Distinction Sensitive Learning Vector Quantization (DSLQV) basiert, und als Klassifikator wurde Fisher's Lineare Diskriminanzanalyse (LDA) anstatt SVM benutzt. Diese beiden Methoden werden als Standard im Graz ERD-basierten BCI verwendet. ERS-Merkmale werden bevorzugt, aber ERD-Merkmale werden als Backup beibehalten. Es wurde gezeigt, dass beide Ansätze (SVM-basierte Klassifikation ohne Merkmalsauswahl und LDA-basierte Klassifikation mit DSLQV-Merkmalsauswahl) äquivalent sind. Die Methode basierend auf LDA wird bevorzugt, da sie einfacher ist und einen geringeren Rechenaufwand während des Trainings mit sich bringt.

5 Online-Evaluierung

Die Online-Evaluierung des Graz Brain Switches wurde in einer weiteren Studie durchgeführt [PSEO⁺10]. Eine Möglichkeit, um die online Leistung eines asynchronen Brain Switches zu evaluieren, besteht darin, die Kontrolle des Users über eine einfache Benchmark-Anwendung zu erfassen. Eine Benchmark-Anwendung beinhaltet eine bestimmte Aufgabe und eine Menge an Regeln, die die Teilnehmer befolgen müssen, während sie den Brain Switch verwenden.

In einer neuartigen Benchmark-Anwendung konnten Bewegungsvorstellung und fokussierte visuelle Aufmerksamkeit in einem einzigen Experiment integriert werden, das von einem hybriden BCI kontrolliert wird. Hybride BCIs entstehen aus der Kombination aus einem BCI (z. B. ein Brain Switch), und einem anderen System. Das zweite System kann ein zweites BCI sein oder eine andere Art von unterstützender Technologie. In dieser Arbeit wurde ein hybrides BCI durch die Kombination eines Brain Switches mit einem BCI basierend auf Steady State Visual Evoked Potentials (SSVEP) realisiert. Um das hybride BCI zu bedienen, werden Bewegungsvorstellung und visuelle Aufmerksamkeit sequentiell vom Nutzer ausgeführt.

Die Experimente wurden in drei Hauptteile gegliedert. Der erste Teil beinhaltete das Training eines Brain Switches basierend auf dem Beta Rebound, der nach der Bewegungsvorstellung auftritt, und der Kalibrierung eines SSVEP-basierten BCIs. Der zweite Teil bestand in der selbstinitiierten Bedienung eines hybriden BCIs bestehend aus dem Brain Switch und dem SSVEP-basierten BCI. Zum Schluss, wiederholten die Teilnehmer das Paradigma unter selbstinitiiertem Kontrolle mit dem SSVEP-basierten BCI als Kontrollbedingung.

Um Daten für das Training des Brain Switches zu erhalten, führte jeder Teilnehmer zwei Durchgänge der Bewegungsvorstellung ohne Feedback aus. Der Brain Switch wurde implementiert, indem das reaktive Band des Beta Rebounds und ein spezifisches Zeitfenster ausgewählt wurden, das die beste Klassifikation zwischen Beta Rebound nach Bewegungsvorstellung und einem Referenzintervall vor dem Stimulusbeginn boten. Um die Einstellungszeit zu reduzieren, wurden die Nachverarbeitungsparameter TH und DT manuell für jeden Teilnehmer während eines Testdurchgangs angepasst. Die Refraktärperiode (RP) wurde auf zwei Sekunden festgelegt.

Die Teilnehmer verwendeten ein SSVEP-basiertes BCI, um eine vierstufige elektrische Hand-Orthese zu steuern (Otto Bock GmbH, Wien, Österreich). Zwei an die Orthese angebrachte LEDs lieferten die visuelle Stimulation für das SSVEP-basierte BCI. Eine LED, die mit 8 Hz flackert, wird für die Handgelenksbeugung verwendet, die andere LED, die mit 13 Hz flackert, wird für die Handgelenksstreckung verwendet. Die Bedienung des SSVEP-basierten BCIs stützt sich auf die Harmonic Sum Decision (HSD) [MPP08]. Das SSVEP-basierte BCI implementiert die HSD-Methode mit Hilfe der diskreten Fourier Transformation, die über die letzte Sekunde der EEG-Aufzeichnung berechnet wird (bipolare Ableitung über O1). Der Output des SSVEP-basierten BCIs wurde weiter verarbeitet mit einer DT (1,56 s) und RP (4 s).

Das hybride BCI wurde realisiert, indem der ERS-basierte Brain Switch und das SSVEP-

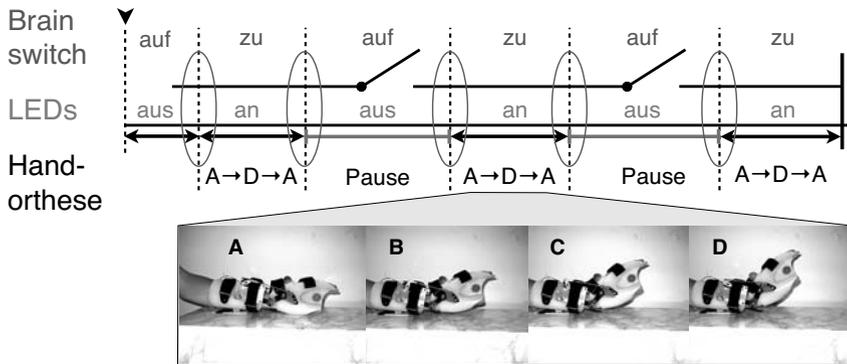


Abbildung 5: Paradigma für das hybride BCI Experiment. Am Anfang des Durchgangs mit selbstinitiiertem Kontrolle aktivierten die Teilnehmer den Brain Switch, um die visuelle Stimulation (d. h. die LEDs auf der Orthese) anzuschalten. Als nächstes bedienten die Teilnehmer das SSVEP-basierte BCI, um die Position der Handorthese zu verändern (A → D → A). Nach Beendigung dieser Aufgabe war es erforderlich, dass die Teilnehmer den Brain Switch aktivierten, um die visuelle Stimulation abzuschalten und das SSVEP-basierte BCI zu deaktivieren. Eine Ruhephase von einer Minute folgte. Diese Phase wird als nicht beabsichtigte Kontrolle betrachtet, und die Teilnehmer wurden instruiert, sich zu entspannen und die Aktivierung beider BCIs zu vermeiden. Die Teilnehmer wiederholten die SSVEP-basierte Kontrolle drei mal, mit zwei Ruhephasen dazwischen. Die maximal erlaubte Dauer eines Durchgangs betrug zehn Minuten. Ein perfekter Brain Switch Durchgang hätte fünf richtige Aktivierungen (rote Kreise) und keine falsche Aktivierung.

basierte BCI kombiniert wurden. Der ERS-basierte Brain Switch aktiviert/deaktiviert die flackernden Elemente des SSVEP-basierten BCIs während der SSVEP-basierten Kontrolle der Hand-Orthese. Das Paradigma mit selbstinitiiertem Kontrolle erfordert, dass die Teilnehmer die beiden BCIs sequentiell bedienen (siehe Abb. 5). Die Teilnehmer wurden angewiesen, falsche Aktivierungen des Brain Switches und des SSVEP-basierten BCIs während der Phasen mit bewusster Kontrolle zu korrigieren. Als Kontroll-Experiment wiederholte jeder Teilnehmer das Paradigma mit selbstinitiiertem Kontrolle mit dem SSVEP-basierten BCI alleine, d. h. der Brain Switch wurde als Kontrolle entfernt und die LEDs waren immer angeschaltet.

Das Mittel der Klassifikationsgenauigkeit während der Brain Switch Einrichtung war $85,0 \pm 6,6\%$. Da die Nachverarbeitungsparameter manuell ausgewählt wurden, gab es keine Beschränkungen der FPR. Im Mittel resultierte die Brain Switch Leistung in $0,47 \pm 0,37$ FP/min (siehe Abb. 6). Zusätzlich traten $7,58 \pm 2,35$ TPs und $3,50 \pm 3,35$ FPs auf. Daraus ergibt sich ein Mittel des Positive Predictive Value (PPV) von $0,74 \pm 0,14$. Das heißt, dass 74 % aller Brain Switch Aktivierungen beabsichtigt waren. Der PPV betrug über 0,70 bei vier von sechs Teilnehmern.

Wenn man das hybride BCI betrachtet (siehe Abb. 6), war das Mittel der TP/min $3,96 \pm 1,34$ und der FP/min $0,84 \pm 0,98$ während der beabsichtigten Kontrolle. Zusätzlich traten $1,46 \pm 1,18$ FP/min während der nicht-beabsichtigten Kontrolle auf. Unter Berücksichtigung des SSVEP-basierten BCIs alleine betrug das Mittel des TP/min $6,87 \pm 2,48$ und

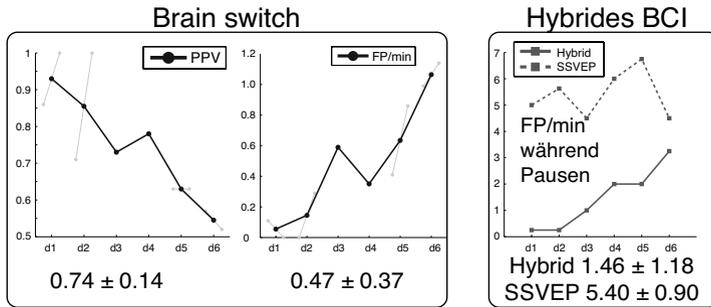


Abbildung 6: Leistung des Brain Switches und von des Hybriden BCIs.

das FP/min $0,94 \pm 0,76$ während der beabsichtigten Kontrolle. Zusätzlich traten $5,40 \pm 0,90$ FP/min während der nicht-beabsichtigten Kontrolle auf. Beachtenswert ist, dass die FP/min während nicht-beabsichtigter Kontrolle signifikant reduziert waren für das hybride BCI. Obwohl die TP/min (beabsichtigte Kontrolle) auch signifikant reduziert war, trat nur eine leichte Reduktion der FP/min und der PPV auf.

Die Ergebnisse zeigen die Online-Bedienung des Graz Brain Switch, und seine Rolle als Teil eines hybriden BCIs. Das hybride BCI-System bietet die Kontrolle einer Handorthese und reduziert gleichzeitig die FP/min während der Ruhephasen. Es wurde also gezeigt, dass die Einbeziehung des Brain Switches die Anzahl der falschen Aktivierungen reduziert. Dies wird durch die Deaktivierung des SSVEP-basierten BCIs während Phasen nicht-beabsichtigter Kontrolle erreicht. Das online Paradigma mit selbstinitiiertem Kontrolle kann als Benchmark-Anwendung betrachtet werden, und ist geeignet um verschiedene Brain Switch Designs in Echtzeitanwendungen mit Feedback zu untersuchen, zu testen und zu entwickeln. Es sollte erwähnt werden, dass die Anzahl der falsch positiven Erkennungen pro Minute (FP/min) 0,47 betrug. Im Vergleich betragen bei anderen Brain Switch Designs (diese wurden in den ersten Kapiteln dieser Dissertation diskutiert), die FP/min 0,7 in offline Analysen und 1,4 in online Experimenten.

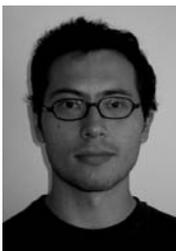
6 Ausblick

Zukünftige Arbeit wird darauf ausgerichtet sein, die Leistung des Graz Brain Switch zu verbessern, zum Beispiel durch die Einbeziehung von zusätzlichen Merkmalen neben dem Beta Rebound, der nach der Bewegung auftritt. Aus praktischen Gründen wurden in den Analysen dieser Arbeit Laplace-Ableitungen um die Elektrodenposition Cz benutzt, d. h. ein Set aus fünf EEG-Kanälen. Obwohl der Beta Rebound eine spezifische somatotopische Organisation hat, variiert die Lokalisation der Quellen von Beta-Oszillationen über die Personen. Es wäre interessant, die verschiedenen bipolaren Ableitungen zu analysieren, die aus dem Set dieser Elektroden, oder aus zusätzlichen EEG-Kanälen berechnet werden können. Dies könnte genutzt werden, um Merkmale zu extrahieren, die relevant

für die Klassifikation sein könnten.

Literatur

- [CL01] C. C. Chang und C. J. Lin. *LIBSVM: a library for support vector machines*, 2001. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [MB00] S. G. Mason und G. E. Birch. A brain-controlled switch for asynchronous control applications. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 47:1297–1307, 2000.
- [MPP08] G. R. Müller-Putz und G. Pfurtscheller. Control of an electrical prosthesis with an SSVEP-based BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55:361–364, 2008.
- [NP96] C. Neuper und G. Pfurtscheller. Post movement synchronization of beta rhythms in the EEG over the cortical foot area in man. *Neuroscience Letters*, 216:17–20, 1996.
- [PL99] G. Pfurtscheller und F. H. Lopes da Silva. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical Neurophysiology*, 110:1842–1857, 1999.
- [PSE09] G. Pfurtscheller und T. Solis-Escalante. Could the beta rebound in the EEG be suitable to realize a “brain switch”? *Clinical Neurophysiology*, 120:24–29, 2009.
- [PSEO⁺10] G. Pfurtscheller, T. Solis-Escalante, R. Ortner, P. Linortner und G. R. Müller-Putz. Self-paced operation of an SSVEP-based orthosis with and without an imagery-based “brain switch”: a feasibility study towards a hybrid BCIs. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18:409–414, 2010.
- [SE12] T. Solis-Escalante. *The Asynchronous Graz Brain Switch*. Dissertation, Graz University of Technology, 2012.
- [SEMPB⁺10] T. Solis-Escalante, G. R. Müller-Putz, C. Brunner, V. Kaiser und G. Pfurtscheller. Analysis of sensorimotor rhythms for the implementation of a brain switch for healthy subjects. *Biomedical Signal Processing and Control*, 5:15–20, 2010.
- [SEMPP08] T. Solis-Escalante, G. R. Müller-Putz und G. Pfurtscheller. Overt foot movement detection in one single Laplacian EEG derivation. *Journal of Neuroscience Methods*, 175:148–153, 2008.
- [WBH⁺00] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W. J. Heetderks, D. J. McFarland, P. Hunter Peckham, G. Schalk, E. Donchin, L. A. Quatrano, C. J. Robinson und T. M. Vaughan. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8:164–173, 2000.



Teodoro Solis-Escalante wurde am 29. Jänner 1983 in Mexiko geboren. Er erhielt die akademischen Grade des M.Sc.(2007) in Biomedizinischer Technik von der Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa, Mexiko, und den Grad des Dr.techn.(2012) von der Technischen Universität Graz, Österreich. Seine Forschungsinteressen sind Gehirn-Computer-Kommunikationssysteme, Rehabilitationstechnik und somatosensorische und motorische Systeme des Menschen.