

脳・コンピュータインターフェイス (BCI)システムの基礎と応用

The Fundametal Research and Application of Brain Computer Interface (BCI) System

曹 建庭

Jianting CAO

埼玉工業大学 情報システム学科

Department of Information System, Saitama Institute of Technology

1. まえがき

非侵襲型脳・コンピュータインターフェイス (BCI: Brain-Computer Interface) ,或いはブレイン・マシン・インターフェイス (BMI: Brain-machine Interface) とは、脳波(EEG: Electroencephalogram)などを検出することでコンピュータや機械を操作する究極のインタフェースである. 図1に示すように、BCI はもともと人間の手足で動かしたものを、「脳の念じる」方式で動かすことが可能となるため、生体外に新たな「通信インタフェース」を創出することになる。

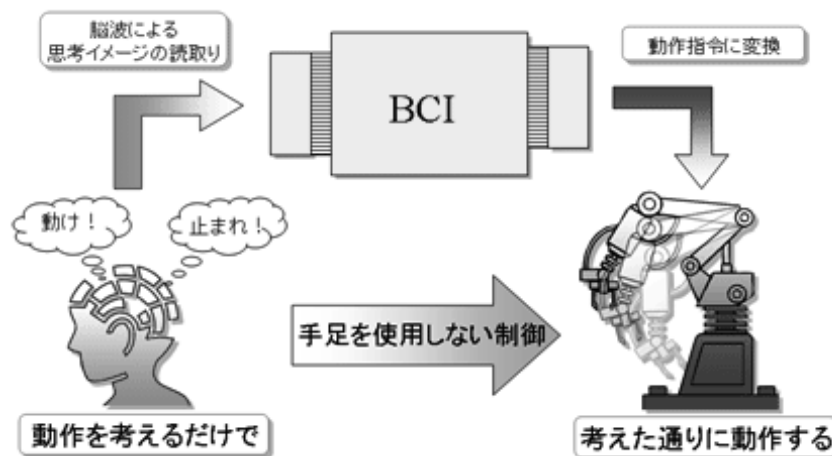


図1. BCI システムの一例

このようなシステムを実現するためには、図2に示すように、BCI パラダイム(生理実験)に基づく脳電図を複数電極で観測し、脳信号処理に基づいた雑音除去などの信号処理を行い、人の指令意思を特徴とする特徴成分を抽出と分類・識別を行い、外部装置に指令の創出やユーザに対してフィードバックをかけるなどための各技術を確立する必要がある。

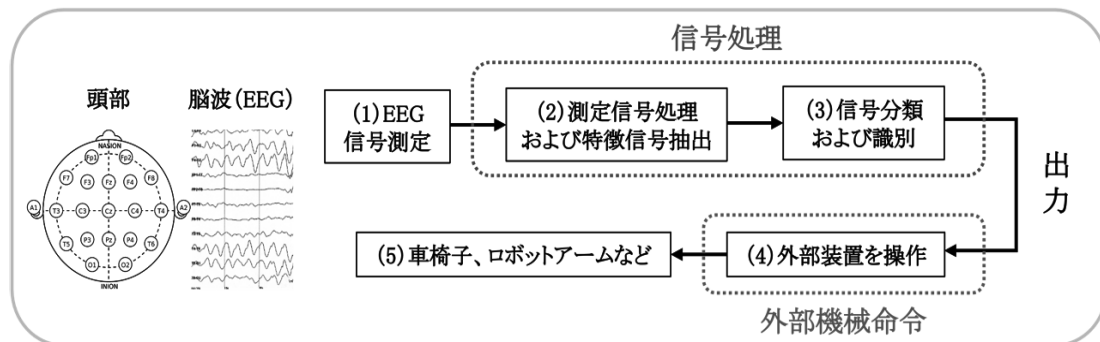


図2. BCI システムの構成

本稿では、BCI システムの基本原理、各技術要素とその応用について述べる。

2. BCIのパラダイム

BCIのパラダイムには運動想起(MI: Motor Imaginary), 定常的視覚誘発電位(SSVEP: Steady State Visual Evoked Potentials)と事象関連電位 P300 を用いることが多い。

2.1 運動想起(MI)

運動想起(MI)とは, 大脳皮質運動感覚野において律動成分(8-14 Hz)や(14-30 Hz)などが減少より事象関連脱同期 (ERD: Event Desynchronization)が生じ, 運動する部位(手, 足など)によってERDが発生する脳活動の部位が異なり, 例えば, 右手運動を想起すると, 左側の運動感覚野に対応するERD脳活動が発生する(図3)。従って, 運動感覚野に脳活動を計測することにより, どの身体部位の運動または運動想起かを推定することができる。運動想起は, 健常者のみならず, 運動障害患者も同様なERD脳活動が発生する。そのため, 体が不自由な人でも, 運動想起を用いたBCIシステムは利用することができる[1-3]。

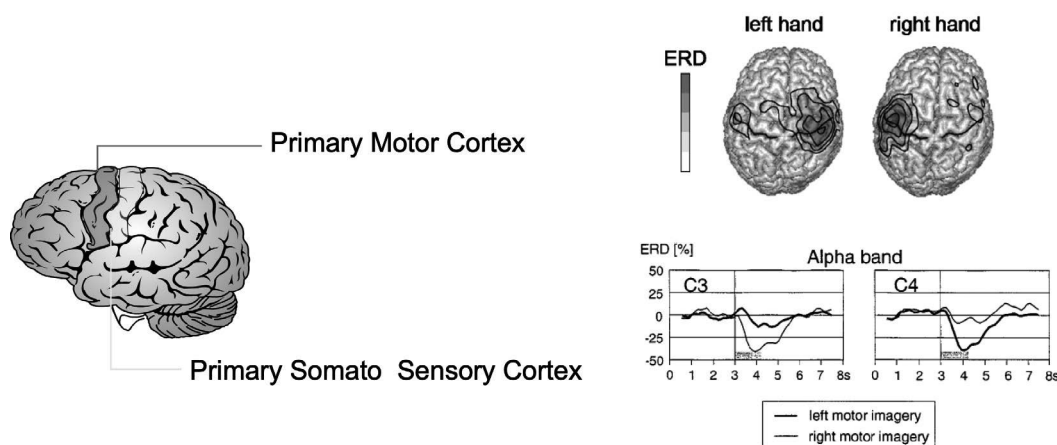


図3. 運動想起時の脳活動

運動想起によるBCIでは, 外部からの刺激が不要のため, ユーザに与えた自由度が高い。しかし, 脳波装置の測定精度の影響で, 脳活動の識別の限界があり, 一般的に両手と両足を合わせた実現可能なコマンド総数が4つである。また, BCI ユーザによって運動想起の効果がかなり異なり, そのため, 実験前トレーニングの必要がある。それによれば, 識別精度を向上させることができる。具体的には, ユーザが運動想起を行うと同時に, ユーザにERD帯域のパワースペクトルを一つの指標として示し, ユーザにフィードバックをする。ユーザは指標が大きくなるように運動想起を行う。このようなトレーニングを行えば, 誘発されるERDが強くなるため, BCIの識別精度が向上する。このようなトレーニングをすれば, リハビリである身体障害者の機能回復が速くなるだけでなく, 注意力や集中力が不足の児童などのユーザに対し, 注意力や集中力を向上させることが期待される[4, 5]。

2.2 定常的視覚誘発電位(SSVEP)

定常的視覚誘発電位(SSVEP)とは, 定常的な刺激を与え, 大脳皮質視覚野に生じる視覚誘発電位である。SSVEPはある周期的な点滅する刺激(フリッカ)をヒトの目に与えられるときに, 後頭葉には, フリッカ刺激の周波数と同じ成分を持つ視覚誘発脳活動が生じる[6]。フリッカ刺激の周波数の範囲は3.5Hz~70Hzとしている。フリッカ刺激の周波数を低く設定すると, 刺激器の点滅頻度が高くなり, ユーザに不快感を与えてしまう。一方, フリッカ刺激の周波数を高く設定すると, 誘発された反応電位の強度が弱くなってしまう(図4)。

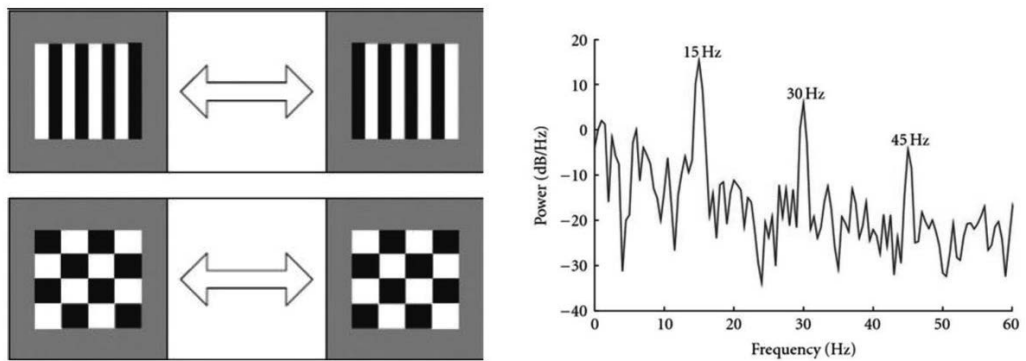


図4. SSVEP 刺激と脳活動の一例

SSVEP による BCI システムが実装されているときに、妥当な刺激周波数範囲の設定が必要があり、一般的に 15Hz~35Hz の設定が多い。また、刺激点滅周波数の倍音成分の振動成分も同時に誘発されるため、ある刺激の点滅周波数における倍音成分を異なる刺激の点滅周波数として用いると識別精度が低下する[7]。SSVEP による BCI の評価は、識別正確率、情報変換率(*bits/min*)及び検出間隔(*sec.*)などで利用できる。实例としては、SSVEP 原理に基づいた脳で電話かけるシステム応用がある。SSVEP の刺激器は、液晶ディスプレイなどで行う場合、ディスプレイのリフレッシュレートによって点滅できる周波数が限られるので、SSVEP による BCI では、コマンド数を大幅に増やすことが難しい。最後に、癲癇患者などにフリッカ刺激を与えると、引き起こした癲癇発作の可能性があるので、癲癇歴が被験者の実験は厳禁である。

2.3 P300 誘発電位

P300 とは、互いに識別可能な 2 種類以上の感覚刺激(聴覚・視覚・味覚・触覚など)をランダムに呈示し、低頻度の刺激を選択的に注意させることによって、刺激開始の後に約 300ms という長潜時で現れる陽性電位である(図 5)[8]。例えば、視覚刺激によって引き起こされる後頭部優位の事象関連電位成分であり、200ms くらいまでの比較的早い潜時で観察される。誘発された視覚反応成分は様々な成分を含み、その潜時や呼び方も呈示された刺激の特性によって異なる。また、聴覚刺激によって惹起される成分は聴覚誘発電位と呼ばれる。発生源は側頭葉にある聴覚領域の側頭葉や視床ではないかと考えられている。刺激後 100 – 200ms には大きな陰性と陽性の成分が観察される。従って、刺激による脳活動反応は刺激提示後 200 – 500ms が出てくるのが一般的である。P300 は、二択一のオドボール課題の場合には、低頻度の刺激がターゲットで、高頻度の刺激が非ターゲットであり、その割合は 2 対 8 が一般的である。

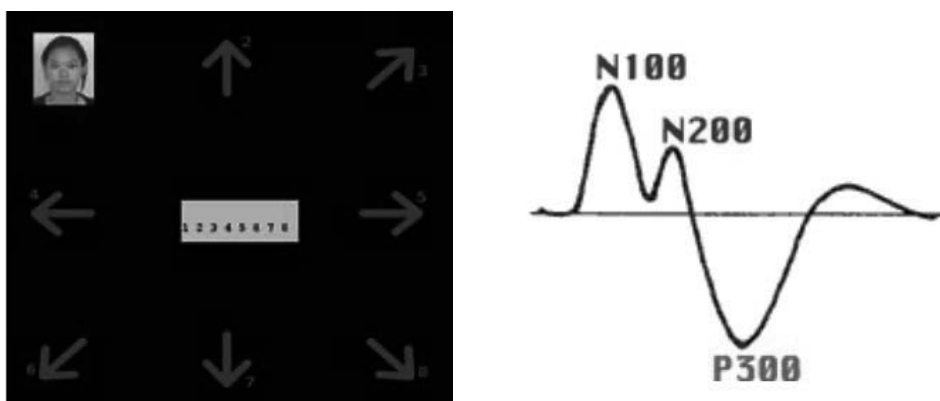


図5. P300 刺激例と誘発された脳活動反応

P300 による BCI システムが実装されているときに、加算平均法はノイズと信号の比である S/N 比 (Signal to Noise ratio) に優れ、頑健なデータが得られやすいという点も大きな利点である。また、事象関連電位はデータ量、計算量ともに小さく、解釈を単純化しやすく、比較的手軽に扱える脳機能データである点も魅力である。一方、位相を揃えることが必要であることと 20Hz 以上の高周波成分の検討が不可能であることが要注意である。

2.4 BCI パラダイムの設計

BCI パラダイムの設計には、如何にユーザにとって自由度が高く、かつオンラインで動作しやすいことが目標となっている。これまで、運動想起、SSVEP 及び P300 のパラダイムについてだが、医工連携して医療・福祉分野への応用の場合には、単純な運動想起、SSVEP および P300 だけでなく、複合的なパラダイムの設計など様々な工夫をすることが必要である。例えば、運動想起には個人差が大きい、被験者の事前トレーニングにより識別精度が向上される。また場合によっては、MI+P300 など新たな原理に基づいた設計で、従来の原理上の制限であるユーザに不快適なところを改良していくことができる。視聴覚刺激により、視覚誘発電位 P300 と同時に聴覚誘発電位 N100 が同時に引き起こされる P300+N100 ハイブリッドのパラダイムの設計ができる。さらに被験者によって脳電の利用だけでなく、筋電や眼球運動などの利用もできる[9]。

3. 脳信号処理

日常環境下で計測した脳信号には、脳活動特徴成分だけでなく、雑音や眼球運動など、BCI システムにとって不要な成分が同時に混入しているため、また計測した脳信号には、むしろ非線形かつ非定常であるため、適切な信号処理が必要である。

雑音除去のために、最も基本的な信号処理方法としては、同期平均加算がある。ここで、同期とは信号を時系列上で同じ位置に固定することである。例えば、同じ脳計測実験(試行)を複数回で繰り返す場合には、同期点が実験開始の時点とすることができる。同期点に合わせて平均加算をすると、雑音の影響を少なくすることができる。回数を m とすると、雑音の分が $1/\sqrt{m}$ を減少する。このことから、試行回数を増やすと、雑音の影響を少なくなるが、回数を増やすことにより、オンラインシステムの実現にはやや時間がかかる。

雑音除去のために、時間領域における統計的な方法として、主成分解析法(PCA: Principal Component Analysis)、因子解析法(FA: Factor Analysis)、独立成分解析(ICA: Independent Component Analysis)がある[10]。これら方法は、複数の信号や雑音成分が互いに混じり合っている計測信号に対し、統計的な相関性や独立性に着目し、目的とする成分のみを原理上に取り出すことができる。これら方法は単一試行のデータ解析が可能であるが、計測データに依存性があるため、必ずしも特徴成分の抽出には保証ができない。

周波数領域における雑音除去の方法として、ウェーブレット変換[11]や経験的モード分解法(EMD: Empirical Mode Decomposition)などが提案されている[12]。これらの方法では、計測信号に対する周波数が高いから低い順で各成分を分解し、雑音除去や特徴である成分を再合成することができる。例えば、ウェーブレット変換を利用した特徴抽出例があり、EMD を利用した雑音除去例と特徴抽出例がある。ただし、EMD は非線形・非定常な信号の分解に適しているが、成分分解ための計算時間が長い。

多次元配列(三つ以上)の信号処理は、テンソル分解法を利用し、多数のインデックスを持つデータ(周波数、時間、チャンネル)を表す場合には、多数のインデックスを持つ脳信号を効率的に分解・変換・特徴抽出することができる[13]。また、異なるユーザのよるデータから、ユーザ間で共通の特徴を取り出すといった手法も提案されおり[14]、脳信号解析などに用いられている。

雑音除去の処理を行うことにより、特徴成分の抽出ができる。次のステップとしてはパターン認識を行うことが多い。この場合には特徴成分をベクトルで纏め、音声認識や画像認識でも用いられる識別器、例えば、フィッシャー線形判別(FLDA: Fisher's Linear Discriminant Analysis)やサポート

ベクタマシン(SVM: Support Vector Machine), ニューラルネットワーク(NN: Neural Network)識別器などを用いることができる。但し, 識別精度と計算量が問題がある。

運動想起の信号処理では, 運動野や感覚運動野を測定した信号に対し, 雑音除去や離散フーリエ変換を行った後, CSP(Common Spatial Pattern) 法[15-17]を利用して2クラスの運動想起成分を識別すれば, 有効である。SSVEPの信号処理では点滅周波数と同じ周波数成分で振動する成分なので, 離散フーリエ変換を用いることで検出することができる。また, 正準相関分析(CCA; Canonical Correlation Analysis)を用いた方法によって, フーリエ変換より精度の高い識別を行うことができる[18]。P300の信号処理では, Linear Discriminant Analysis(LDA)法[19,20]が有効な識別法としてよく用いられる[21,22]。

4. BCIシステム実装例

これまで, BCIシステムの技術要素について述べたが, 福祉と医療分野の応用課題を中心にして新しいBCIオンラインシステムの開発例について述べる。

図6(a)(b)は世界初開発されたオンラインBCI車椅子システムである。図6(a)は運動想起によるBCIシステムである。運動想起BCIは, 刺激が必要ないという利点があるが, 被験者の事前トレーニングや左右前後四つのコマンドがしかかないため, 特に車椅子を駆動するときに, スムーズな進行が得られない。この問題は, 図6(b)に示すように, P300視覚刺激と反応を導入することにより解決される。図6(c)は非常に高価なg.Tec脳波計の利用を避け, 安価なMuse脳波計を利用することで, パラダイムの設計や信号処理などを工夫することで, 同様な効果が得られたことを確認した。また, 脳波計とPC, PCと車椅子の間に無線交信を採用し, ユーザにとってより自由度が高くなる。

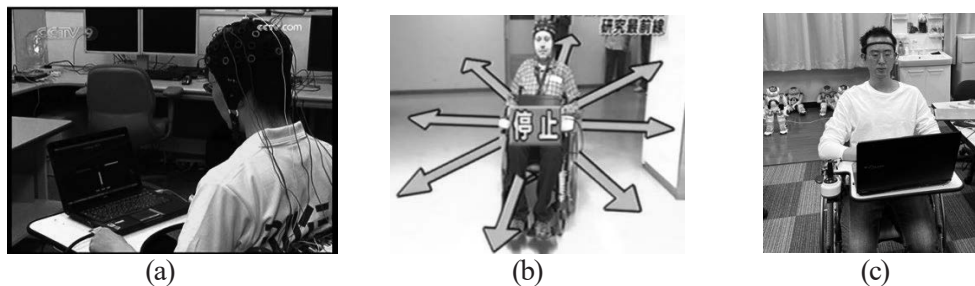


図6. 車椅子制御ためのオンラインBCIシステム

オンラインBCI車椅子システムの開発のほか, 図7に示すように, P300によるロボトーム飲料取るシステム, SSVEPによる脳で携帯電話をかけるシステム, P300+筋電によるロボット走行制御システムが開発されている。

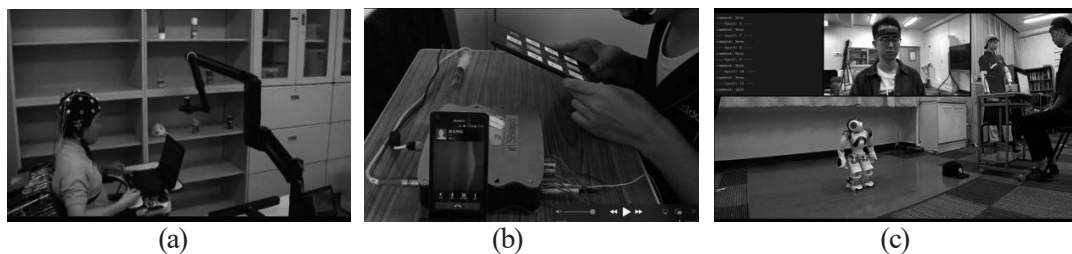


図7. 開発された様々なBCIシステム

このような開発されていたBCIシステムは, 障害を持つ人や高齢者のユーザーにとって便利であり, 生活の質を向上させることができる。今後より高度なBCIシステムが開発され, さまざまな分野で利用されることを期待している。

5. あとがき

本稿では、BCIシステムの原理・設計・解析方法及びオンラインBCIシステムの試作について解説した。BCI技術はますます進化により、将来的にはさらに多様なアプリケーションが開発される。例えば、医療分野では、BCIを使用した脳神経障害の治療や療養支援システムの開発が進められている。また、近年非侵襲BCI技術は進歩され、ECoG（内部脳電極グリッド）などを使って、脳信号を検出する。非侵襲BCIを使用し、失明や筋萎縮性側索硬化症、失語症などの治療を提供する可能性がある。このような新しい動向を把握する必要がある。最後に、P300-SpellerのBCI Competition [23–25]で公開されており、開発された最新のBCIアルゴリズムの競い合う場として利用ができる。本稿は博士課程前後期の大学院生や学部生諸君の研究に役に立てれば幸いである。

謝 辞

本研究は文部科学省科学研究費補助費(18K04178, 20H04249)の一部を受け、謝意を表す。また、本研究室の博士前期と後期の学生諸君の協力に謝意を表す。

参考文献

- [1] J. Wolpaw et al.: Brain-Computer Interfaces for Communication and Control. *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, 767-791 (2002)
- [2] S. Sanei and J. Chambers: EEG signal processing. Wiley- Interscience (2007)
- [3] G. Pfurtscheller, C. Neuper, D. Flotzinger, and M. Pregenzer: EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 103, no. 6, pp. 642–651 (1997)
- [4] J. R. Wolpaw and D. J. McFarland: Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in human, *The National Academy of Sciences*, vol. 101, no. 51, pp. 17849–17854 (2004)
- [5] K.-R. Muller and B. Blankertz: Toward noninvasive brain-computer interfaces, *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 23, no. 5, pp. 126–128 (2006)
- [6] F. Di Russo, et.al: Steady-state VEP and attentional visual processing, *The Cognitive Electrophysiology of Mind and Brain*, Academic Press, New York, 259–274 (2002)
- [7] M. Middendorf, G. McMillan, G. Calhoun, and K. S. Jones: Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 211–214 (2000)
- [8] S. Suwa, et.al.: A design method of an auditory P300 with P100 BCI system, *Proc. of the 2012 IEEE Int. Conf. on Signal Processing*, China, pp.152-156 (2012)
- [9] Wenping Luo, Jianting Cao, Kousuke Ishikawa and Dongying Ju: A Human-Computer Control System Based on Intelligent Recognition of Eye Movements and Its Application in Wheelchair Driving, *Multimodal Technol. Interact.* 5(9), 50-64, (2021)
- [10] Jianting Cao, et.al: A robust approach to independent component analysis of signals with high-level noise measurements”, *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol.14, no.3, pp.631-645 (2003)
- [11] S. Mallat: A Wavelet Tour of Signal Processing. Academic Press, (1998)
- [12] N. Huang, et.al: The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis, *Proceedings of the Royal Society of London, A* 454, pp. 903-995 (1998)
- [13] A. Cichocki, R. Zdunek, and A. H. Phan: Nonnegative matrix and tensor factorizations: applications to exploratory multi-way data analysis and blind source separation. Wiley, (2009)
- [14] A. H. Phan and A. Cichocki: PARAFAC algorithms for large-scale problems, *Neurocomputing*, (2011)

- [15] H. Ramoser, J. Muller-Gerking, and G. Pfurtscheller: Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement, *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 4, pp. 441–446, (2000)
- [16] J. Muller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg: Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task, *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, no. 5, pp. 787–798,(1999)
- [17] B. Blankertz, M. Kawanabe, R. Tomioka, F. Hohlefeld, V. Nikulin, and K. R. Muller: Invariant common spatial patterns: Alleviating nonstationarities in brain-computer interfacing, *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 20, pp. 113–120, (2008)
- [18] Z. Lin, C. Zhang, W. Wu, and X. Gao: Frequency Recognition Based on Canonical Correlation Analysis for SSVEP-Based BCIs, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 12, pp. 2610–2614, (2006)
- [19] C. M. Bishop: *Pattern Recognition and Machine Learning*, ser. Information science and statistics. Springer, (2006)
- [20] N. R. Draper and H. Smith: *Applied Regression Analysis*, J. Wiley, Ed. Springer-Verlag, (1998)
- [21] G. Townsend, et al.: A novel P300-based brain—computer interface stimulus presentation paradigm: Moving beyond rows and columns, *Clinical Neurophysiology*, vol. 121, no. 7, pp. 1109–1120,(2010)
- [22] G. Townsend, et al.: Toward enhanced P300 speller performance, *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, no. 1, pp. 15–21, (2008)
- [23] P. Sajda, A. Gerson, K.-R. Muller, B. Blankertz, and L. Parra: A data analysis competition to evaluate machine learning algorithms for use in brain-computer interfaces, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 184–185, (2003)
- [24] B. Blankertz et al.: The BCI competition 2003: progress and perspectives in detection and discrimination of EEG single trials, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 6, pp. 1044–1051, (2004)
- [25] B. Blankertz et al.: The Berlin Brain-Computer Interface: machine learning based detection of user specific brain states, (2006)