

歩行中の脳波に含まれるワークロード信号のブラインド信号源分離を用いた抽出

岩瀬悠哉^{*1*2} 成瀬康^{*2} 横田悠右^{*2} 梅原広明^{*2} 梅野健^{*1}

Blind Source Separation of a Workload-Related Neural Signal from the Electroencephalogram during Walking

Yuya Iwase^{*1*2}, Yasushi Naruse^{*2}, Yusuke Yokota^{*2}, Hiroaki Umehara^{*2} and Ken Umeno^{*1}

Abstract – Recently wearable electroencephalography (EEG) device enables us to measure brain activities during moving. However, EEG data include noise caused by movement when participants move. Therefore, it is a significant problem to reduce the noise in order to measure brain activities during moving. In this paper, we focused on the workload estimation from auditory steady state response during walking. We compared the noise reduction performance of some kinds of blind source separation methods.

Keywords : workload of brain activity, phase locking index, movement artifact in electroencephalography

1. はじめに

これまでの脳波計は大型であったため脳波計測は安静時の計測が主であったが、近年、脳波計がウェアラブル化したことで、歩行中など、実際の生活環境に近い状態での脳波計測が可能となってきた^[1]。生活環境に近い状態での脳波計測の実現は、例えば、運転中のパイロットやドライバーに対して脳が疲れている時に運転手を休ませて事故を未然に防ぐといった応用が期待できる。また、歩きながら携帯情報機器を操作しているときの脳波を測定することで、危険性をより強く示すことができるかもしれない。こうした事例を客観的に調べるための方法の一つとして脳の使用量、すなわち、ワークロードの利用があげられる^[2]。ワークロードを評価するため、従来は、NASA TLX などのアンケートを用いた主観的な評価が主であったが^[2]、近年、脳波からワークロードを客観的に評価できる手法が提案されている^[3]。

脳波からワークロードを客観的に評価する方法の一つとして、聴覚定常状態応答 (Auditory Steady State Response; ASSR) を用いた方法がある。ASSR は、聴覚刺激による脳波上の変化であり、有用な生理神経学上の指標として昔から研究されてきた^[3]。ASSR とは、一定の周波数の聴覚刺激を与えた時に与えた聴覚刺激と同じ周波数成分として計測される脳波である。与える聴覚刺激の周波数は、40Hz の聴覚刺激の時が覚醒

時の成人に対しては最も脳波上の変化が顕著であると報告^[4]されており、40Hz の ASSR は聴覚検査や麻酔時の意識のモニタリングにも使用されている^[5]。さらに、ASSR が誘発している時に、脳波内における試行間の位相同期を調べることで、脳を使っている度合い、つまりワークロードが推定でき、ASSR 誘発時に被験者に行わせるタスクが難しいほど位相同期の程度は低くなることがわかっている^{[1],[3]}。しかし、過去の多くの研究においては、安静時における脳波計測がなされているが、実際にワークロードを計測すべきは運転中や仕事中等の日常の生活下である。そして、日常生活下においては、人の動きを規制することが不可能であるが、人が動いた場合、特に脳波計を装着している頭部が動いた場合、脳波データには運動に起因するノイズが重畳してしまう。日常生活下においてワークロードを評価するためには、このノイズをどのように低減するかということが重要な問題である。

これまでに、脳波に重畳するノイズの低減や除去には様々な方法が研究されており、代表的なものの一つとしてブラインド信号源分離 (Blind Source Separation; BSS) や BSS にいくつかの条件を仮定した独立成分分析 (Independent Component Analysis; ICA) という手法がある。眼電や筋電等によるノイズを BSS によって低減または除去するといった研究はこれまでに多く報告されている^{[6]~[10]}。しかし、こうした研究では、安静時に計測された脳波データに対して重畳してくる眼電位や筋電位を軽減するために BSS が利用されているが、日常生活において代表的な動きである歩行中に発生したノイズが含まれている脳波データに対しては、どのような BSS のアルゴリズムの適用が有

*1: 京都大学大学院 情報学研究科

*2: 情報通信研究機構 脳情報通信融合研究センター

*1: Graduate School of Informatics, Kyoto University

*2: Center for Information and Neural Networks (CiNet), National Institute of Information and Communications Technology, and Osaka University

効かは十分に検討されていない。

そこで本研究では、実環境でのワークロード推定を目指すため、実環境における基本的な動作の一つである歩行に焦点を当て、歩行動作中の ASSR 計測実験を行った。そして、歩行等のノイズに対して様々なアルゴリズムを適用し、どの BSS アルゴリズムがノイズの低減に最も有効かを網羅的に検討した。この網羅的な検討をするための指標として、BSS による信号分離の精度を評価する Mutual Information Reduction (MIR)^[11] とノイズ分離後のワークロードの推定値を利用し、歩行中のワークロード推定に最も有効な BSS を検討した。

2. 実験方法

実験には 15 人の方 (男性 13 名, 女性 2 名, 年齢 20–47 歳) に協力をいただいた。協力いただいた被験者全員は正常な聴力を有していた。また、実験に参加する前に実験の手順・安全性を説明し、実験への同意書に署名していただいた。実験における全ての手順は情報通信研究機構の倫理委員会によって承認されたものである。

実験では ASSR を誘発するための聴覚刺激を被験者に与えた。この聴覚刺激はサンプリングレート 8192Hz で処理した 40Hz のクリック音で、イヤホンを通して被験者に聴覚刺激を与えた。40Hz のクリック音は 25 ミリ秒毎に繰り返される 10 ミリ秒のパルスからなる。ピーク音圧レベルは左耳で 60.5dB, 右耳で 61dB であった。

実験中、被験者には聴覚刺激を与えつつ、課題として屋内で 10 メートルの距離を歩いて往復してもらい、歩行中の脳波を測定した。この実験では 2.5 分間の歩行を 1 セッションとして、被験者は課題を 2 セッション行った。また、聴覚刺激は実験開始から実験終了まで被験者に与え続けた。実験では、参照電極を乳様突起に設置し、後頭部 3 箇所 O_1 , O_2 , O_z , 頭頂部 3 箇所 C_3 , C_z , C_4 , 額 1 箇所 F_pZ の合計 7 箇所の脳波を測定した。実験で使用した脳波計 (ミユキ技研, Polymate Mini AP108) の電極の位置を図 1 に、実験に使用した脳波計の写真を図 2 に示す。

3. 解析方法

3.1 ワークロード推定方法

得られた脳波を解析するにあたり MATLAB を使用した。ワークロードを評価するための解析方法は BSS アルゴリズムを用いる場合と用いない場合の 2 通りの方法で行った。

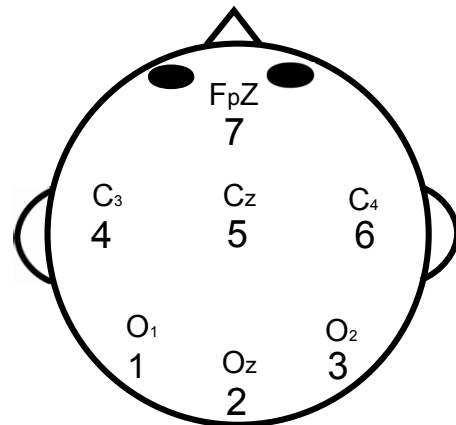


図 1 脳波を測定した電極の位置
Fig.1 Electroencephalography (EEG) electrode layout.



図 2 使用した脳波計
Fig.2 Wearable EEG system for our experiments.

3.1.1 BSS アルゴリズムを用いない場合

各被験者、実験のセッションごとに得られた脳波のデータを 500 ミリ秒ごとオーバーラップしながら 1.5 秒毎のトライアルに分割する。脳波データをトライアルに分割する方法を図 3 に示す。ただし、横軸は時間、縦軸は脳波の振幅を表す。分割したそれぞれのトライアルに対して離散フーリエ変換を施した後、

$$PLI(f, ch, s) = \frac{1}{T} \left| \sum_{k=1}^T \frac{F_k(f, ch, s)}{|F_k(f, ch, s)|} \right| \quad (1)$$

を使い Phase Locking Index (PLI) を導出した。ここで、 F_k は k 番目のトライアルにおける離散フーリエ変換、 f は周波数、 k はトライアルの番号、 ch は図 1 に示したチャンネルの番号、 s は実験におけるセッションの番号、 T はトライアルの総数を表す。上述したように ASSR 誘発時の脳波から計算される PLI は、ワークロードを反映することが示されている。先行研究^[1]では頭頂部の 3 つのチャンネルを用いた場合にワークロードの推定精度がよかったことから、本研究においても先行研究と同一の 3 つのチャンネルで 2 セッショ

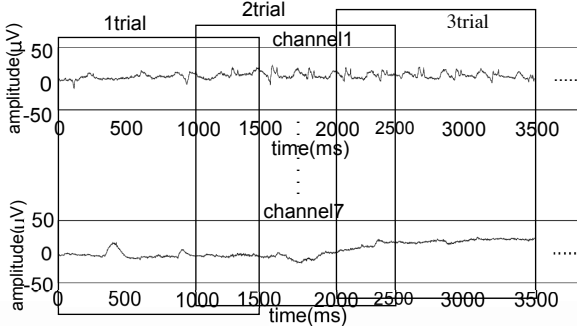


図3 脳波データのトライアルへの分割方法
Fig. 3 Generating multiple trials from a time series.

ンの実験における PLI の平均をとった。つまり、

$$PLI_{raw} = \frac{1}{6} \sum_{s=1}^2 \sum_{ch=4}^6 PLI(40, ch, s) \quad (2)$$

求めた。本研究において、被験者に与えた聴覚刺激は 40Hz であったため、40Hz の PLI を算出した。この PLI を、BSS アルゴリズムを用いない場合のワークロード指標とした。各被験者に対して課題を 2 セッション行ったが、2 セッションのうちどちらかで PLI_{raw} が少なくとも 0.2 を超えていた 7 人の脳波を用いて解析を行った。

3.1.2 BSS アルゴリズムを用いる場合

各被験者に対して、2 セッションの実験の脳波データが得られ、1 セッションの脳波データは 2.5 分の長さであった。この 2 セッションのデータを繋げた 5 分間の脳波データに対して BSS アルゴリズム処理を行った。BSS アルゴリズムの前処理として次元削減は行わなかったため、BSS アルゴリズムを用いた出力として入力と同数の 7 つの源信号が得られた。この 7 つの源信号の長さは 5 分間の脳波データであるが、2.5 分ずつに分割して 2 セッション分の脳波データを得た。この分割した脳波データから BSS アルゴリズムを用いない場合と同様に式 (1) を用いて PLI を導出する。BSS アルゴリズムの出力のうち PLI の値が一番大きかった信号を ASSR が誘発しているときの脳波の成分と定義すると、

$$PLI_{BSS} = \frac{1}{2} \max_{co \in \{1, \dots, 7\}} \left(\sum_{s=1}^2 PLI(40, co, s) \right) \quad (3)$$

で ASSR が誘発している時の脳波の成分における PLI が求められる。ただし、 co は BSS により求めた源信号の成分である。この PLI を、BSS アルゴリズム処理を用いた場合のワークロード指標とした。

3.2 BSS アルゴリズム

ノイズの分離には、大きくわけて 3 種類の BSS アルゴリズムを用いた。一つ目は ICA アルゴリズム、二つ目は time-delay BSS アルゴリズム、三つ目が Whitening(白色化)であり、計 16 個のアルゴリズムを用いた。これらのアルゴリズムを脳波の信号データに適用するにあたり EEGLAB version 13^[12] を利用した。

3.2.1 ICA アルゴリズム

ICA は、複数の信号の下に隠された要因を明らかにするための手法である。 N をチャンネルの個数とすると、観測データ $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)$ は、統計的に独立な成分からなるベクトル $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_N)$ の線形変換としてモデル化される。すなわち

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{u} \quad (4)$$

と表される。ICA によって推定される独立成分を \mathbf{y} とおくと、

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (5)$$

\mathbf{y} が独立成分 \mathbf{u} の良い近似となるように分離行列 \mathbf{W} を \mathbf{x} から推定する。ICA アルゴリズムの中でも二種類のアルゴリズムを用いた。一つ目が相互情報量最小化に基づいた分離信号を求める方法である。相互情報量を勾配法により最小化する Infomax^[13] と icaML^[13]、勾配法の代わりに自然勾配法を用いるなどして発展させた Extended Infomax^[14] が挙げられる。Infomax では前処理として白色化を行うが、icaML では白色化を行わない。二つ目は高次統計量に基づく方法である。この方法では、非ガウス性を最大化することで分離信号を求める。しかし、非ガウス性は直接計算せず、4 次のキュムラントに近似して求めたアルゴリズムが JADE^[15]、2 次のキュムラントと 4 次キュムラントを用いて求めたアルゴリズムが JADE optimized^[15]、JADE を分離行列を求める際の収束条件を変更することにより大規模な問題にも適用できるように拡張したアルゴリズムが SHIBBS^[15]、またネグントロピーに近似して求めたアルゴリズムが FastICA^[16] である。

3.2.2 time-delay BSS アルゴリズム

time-delay BSS アルゴリズムは時間差共分散に含まれる情報が高次統計量に関する情報の代わりとして使える^[17] ことを利用して分離信号を求める方法である。この方法に含まれる多くの BSS アルゴリズムが分離行列を求める際に Joint Diagonalization(JD) と呼ばれる方法を用いる。JD とは、

$$f(\hat{\mathbf{A}}) := \sum_{i=1}^K \|\hat{\mathbf{A}}^T C_i \hat{\mathbf{A}} - \text{diag}(\hat{\mathbf{A}}^T C_i \hat{\mathbf{A}})\|_F^2 \quad (6)$$

を最小化することである^[18]。ここで、 $\hat{\mathbf{A}}$ は $\text{diag}(C)$ を導出する際に求める直交行列であり、 $\|C\|_F^2 :=$

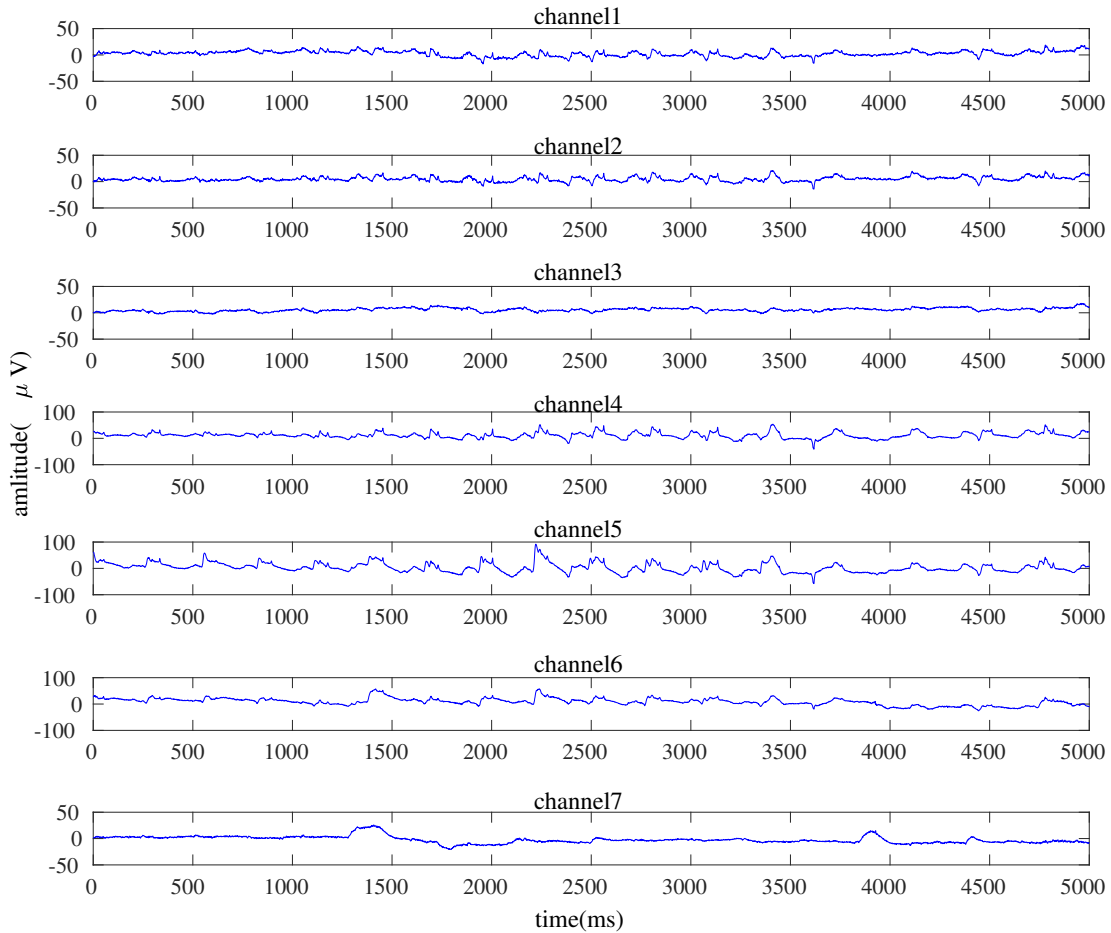


図4 実験で得られた脳波
Fig.4 EEG results.

$\text{tr}(CC^T)$ である。JDにおいて C_i を時刻 t と時刻 $t+\tau$ における時間差共分散行列と定義して一つの時間差を用いて分離信号を求めるアルゴリズムが AMUSE^[19]、複数の時間差を用いて分離信号を求めるアルゴリズムが SOBI^[20] である。また、前処理としてウェーブレット変換を用いてノイズ除去をしたのちに SOBI により分離信号を求める SOBIRO^[21]、前処理として時間差共分散行列を用いて白色化を行い、その後 JADE を用いて分離行列を求める JADE-TD^[22]、4 次のキュムラントを表した二次共分散を直交分解することにより分離行列を求める FOBI^[23]、JD における C を信号の時系列をある区間に区切って、その区間ごとに求めた共分散行列を用いて求める SONS^[24]、二次統計量と四次統計量を用いて対称行列の固有値分解により分離行列を用いる EVD24^[25]、時間遅れを含む相関関数を計算することで混合行列の要素を計算し固有値分解をした icaMS^[26] がこの方法に含まれる。

3.2.3 白色化

白色化は、ICA の前処理として幅広く用いられる手法であり、チャンネル間の相関を無相関化し、各チャ

ネルの分散を 1 にすることである。つまり、対象とする信号を線形変換することで共分散行列が単位行列に等しくなるように変換することで達成される。

3.3 BSS による信号分離の評価指標

BSS アルゴリズムによって分離した信号の独立性を評価する指標である MIR^[11] は分離信号と観測信号のチャンネル間の相互情報量の差

$$\text{MIR} := I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y}) \quad (7)$$

で定義される。ここで、分離信号は $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_N)$ 、観測信号は $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)$ であり、 \mathbf{y} の成分は分離信号の時系列データ、 \mathbf{x} の成分は観測信号のあるチャンネルで測定した時系列データである。分離信号と観測信号が線形和

$$\mathbf{y} = W\mathbf{x} \quad (8)$$

で表せることから、

$$h(\mathbf{y}) = \log |\det W| + h(\mathbf{x}) \quad (9)$$

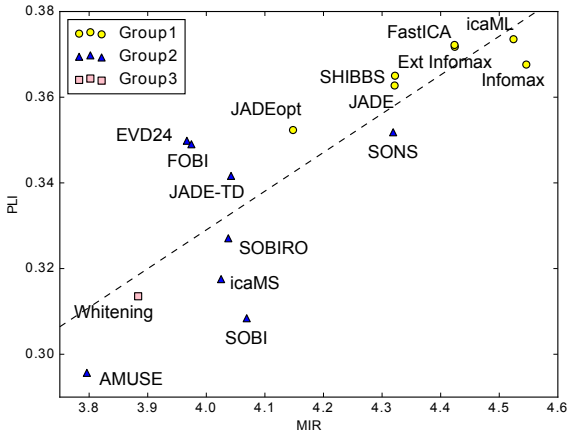


図5 MIR と PLI の関係
Fig. 5 MIR and PLI for each BSS algorithms

が成り立つ。ここで、一次元の時系列データに対するエントロピー $h(\cdot)$ は、

$$h(z) = - \sum_t p(z[t]) \log p(z[t]) \quad (10)$$

で表される。また、任意の $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_N)$ に対して、

$$I(\mathbf{z}) = h(z_1) + \dots + h(z_N) - h(\mathbf{z}) \quad (11)$$

である。(7) 式, (9) 式, (11) 式を用いると, MIR は

$$\begin{aligned} \text{MIR} := & \log |\det W| + \{h(x_1) + \dots + h(x_n)\} \\ & - \{h(y_1) + \dots + h(y_n)\} \end{aligned} \quad (12)$$

と表せる。BSS アルゴリズムのうち ICA アルゴリズムは信号源間の相互情報量 $I(\mathbf{y})$ を最小化することで分離信号を求める。ICA アルゴリズムは信号源の独立性を仮定しているため, MIR が高いほど分離した信号源の独立性が高くなる。したがって, MIR が高いほど良いアルゴリズムであるといえる。

4. 解析結果

実験で得られたある被験者の脳波を図4に示す。ただし、横軸は時間、縦軸は脳波の振幅を表す。それぞれの BSS アルゴリズムを脳波のデータに適用して求めた MIR と PLI の関係を図5に示す。ここでラベルの Group1 は ICA アルゴリズムで, Group2 は time-delay BSS アルゴリズムで, Group3 は白色化を表す。MIR と PLI の相関係数を R とすると, $R = 0.8458$ であった。次に, BSS を適用していない場合の PLI の値と分離の精度が一番高かった Infomax を用いた時の被験者ごとの PLI の値を図6に示す。ここで, Raw は BSS を適用しなかった場合の PLI_{raw} の値を表しており, IC は BSS を用いた場合の PLI_{BSS} の値であ

る。図6における各被験者の PLI の値を BSS を用いなかった場合と ICA を用いた場合で平均をとった PLI の値を図7に示す。ここで, Raw は BSS を適用しなかった PLI_{raw} の値を表して、IC は BSS を用いた PLI_{BSS} である。Infomax を用いなかった場合と Infomax を用いた場合で PLI の間に対応あり t 検定を行ったところ, p 値が $p=0.0453$ であり, 有意な差が認められた。

5. 議論・結論

本研究では, 実環境における脳波応用を想定し, 被験者が歩行している状態でのワークロード推定を行った。その際, BSS を用いたノイズ分離が有効であることを検証した。MIR は BSS の分離精度を表すため, MIR の値が大きいほど BSS を用いたときの脳波の分離精度が良いということは明らかである^[11]。しかし, PLI については BSS による信号の分離精度によりどのように値が変化するかは不明であった。PLI と MIR の相関係数が $R = 0.8458$ であり, PLI と MIR は正の相関関係を持つことがわかった。したがって, BSS による信号の分離精度が良いほど PLI の値が高くなる傾向にあり, ワークロードを正確に推定するためには BSS によるノイズの分離を精度よく行う必要があること判明した。なお, BSS を用いた場合の ICA の重み付けに関する空間パターンに大きな統一性は見られなかった。ただ, 先行研究^[1]で論じられているように, 一般的に ASSR の活動は頭頂部に出ることが知られているため, ノイズの重畳の仕方が被験者間で異なることから空間パターンが異なると考えられる。

また, 図5から time-delay BSS アルゴリズムを用いた場合よりも ICA アルゴリズムを用いて信号源を分離したほうが信号の分離精度が良い傾向にあることがわかった。time-delay BSS アルゴリズムは推定する信号源が直交であることを仮定しているものが多く, それに対して ICA アルゴリズムは信号源が独立であることを仮定している。直交性を仮定したアルゴリズムよりも独立性を仮定したアルゴリズムの方が MIR の値が高かったことから ASSR 誘発時の脳波の信号源分離には独立性を仮定したアルゴリズムがより適しているといえる。

さらに, ICA アルゴリズムの中では相互情報量を最小化して分離信号を求める Infomax と icaML の精度が特に高かった。Infomax よりも icaML の方が信号源分離の精度が高かったが, この2つのアルゴリズムの違いは前処理で白色化を行ったかどうかの違いである。この2つのアルゴリズムによって求められた PLI の値の平均値は icaML の方が高かった。Infomax の場合の方が icaML と比べて PLI の値が低かったのは,

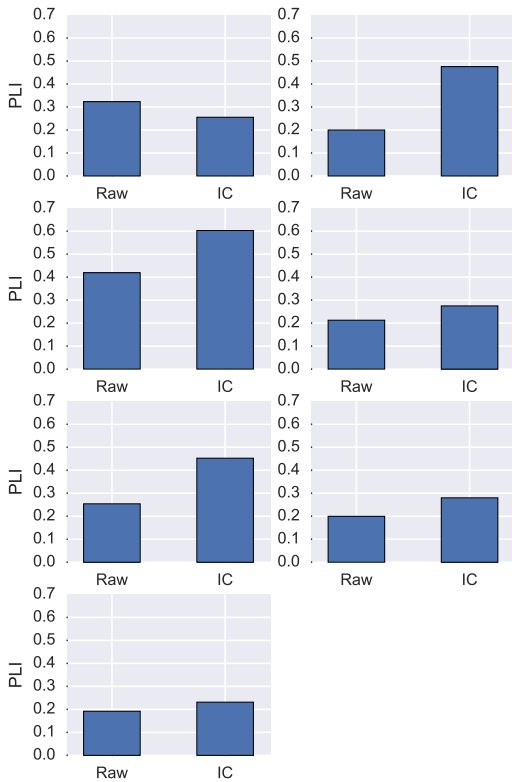


図6 BSSを用いなかった場合と用いた場合の各被験者のPLIの値

Fig.6 PLIs with and without the BBS for each participant.

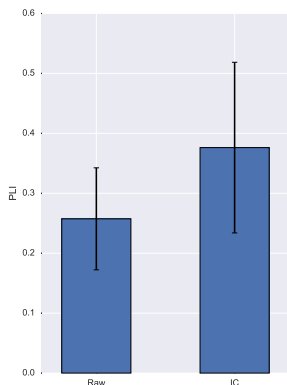


図7 BSSを用いた場合と用いなかった場合でのPLIの値

Fig.7 Participants' average of PLIs with and without the BBS.

ICA アルゴリズムを適用する前処理として行った白色化により情報が失われた可能性が考えられる。

しかし、分離精度を表すMIRの値はInfomaxが一番高かった。ワークロード推定に限った場合は、PLI

の値が最も高いアルゴリズムを利用するということが考えられるが、動いているときの様々な脳波データを対象とする場合はどのような脳波データを利用した場合でも計算が出来るMIRを指標とすることが有効である。Infomaxを適用しない場合と適用した場合でPLIの値を比較したところ、被験者7人のうち6人はInfomaxを使うことでPLIの値が高くなった。残りの1人はInfomaxを使った方がPLIの値は低くなった。これはICAでは信号が独立になるような基底を求めており、PLIを最大化するような基底をICAで求めているわけではないことが原因だと考えられる。統計的には、有意水準5%で帰無仮説が棄却されたことからASSRが誘発している脳波を実際の脳波からノイズを分離するのにInfomaxアルゴリズムは有効であると言える。すなわち、Infomaxアルゴリズムを用いて解析を行うと、脳波に重畳する運動に起因するノイズを低減することができ、今後生活環境に近い状況で脳波を測定し解析する際には、脳波を解析する前にInfomaxアルゴリズムでノイズを低減させることが有効であると考えられる。

謝辞

本研究の一部はJSPS科研費JP16K21688の助成を受けた。

参考文献

- [1] Yokota, Y., Tanaka, S., Miyamoto, A., Naruse, Y.: Estimation of Human Workload from the Auditory Steady-State Response Recorded via a Wearable Electroencephalography System during Walking; *Frontiers in Human Neuroscience*, Vol.11, Art.314 (2017).
- [2] 辛島光彦: 作業用メンタルワークロード表示システムへの期待と課題; ヒューマンインタフェース学会誌, Vol.19, No.1, pp.5-9 (2017).
- [3] Yokota, Y., Naruse, Y.: Phase coherence of auditory steady-state response reflects the amount of cognitive workload in a modified N-back task; *Neuroscience Research*, Vol.100, pp.39-45 (2015).
- [4] Galambos, R., Makeig, S., Talmachoff, P. J.: A 40-Hz auditory potential recorded from the human scalp; *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol.78, No.4, pp.2643-2647 (1981).
- [5] Plourde, G., Picton, T. W.: Human auditory steady-state response during general anesthesia; *Anesthesia & Analgesia*, Vol.71, No.5, pp.460-468 (1990).
- [6] Makeig, S., Bell, A. J., Jung, T. P., Sejnowski, T. J.: Independent component analysis of electroencephalographic data; *Advances in Neural Information Processing Systems 8*(Touretzky, D.S., Mozer, M.C., Hasselmo, M.E. ed.), Cambridge MA. MIT Press, pp.145-151 (1996).
- [7] Jung, T. P., Makeig, S., Humphries, C., Lee, T. W., McKeown, M. J., Iragui, V., Sejnowski, T. J.: Removing electroencephalographic artifacts by

- blind source separation; *Psychophysiology*, Vol.37, No.2, pp.163–178 (2000).
- [8] Jung, T. P., Makeig, S., Westerfield, M., Townsend, J., Courchesne, E., Sejnowski, T. J.: Removal of eye activity artifacts from visual event-related potentials in normal and clinical subjects; *Clinical Neurophysiology*, Vol.111, No.10, pp.1745–1758 (2000).
- [9] Delorme, A., Sejnowski, T., Makeig, S.: Enhanced detection of artifacts in EEG data using higher-order statistics and independent component analysis; *Neuroimage*, Vol.34, No.4, pp.1443–1449 (2007).
- [10] Hoffmann, S., Falkenstein, M.: The correction of eye blink artefacts in the EEG: a comparison of two prominent methods; *PLoS One*, Vol.3, No.8, e3004 (2008).
- [11] Delorme, A., Palmer, J., Onton, J., Oostenveld, R., Makeig, S.: Independent EEG sources are dipolar; *PloS One*, Vol.7, No.2, e30135 (2012).
- [12] EEGlab, <https://sccn.ucsd.edu/eeglab>
- [13] Bell, A. J., Sejnowski, T. J.: An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution; *Neural Computation*, Vol.7, No.6, pp.1129–1159 (1995).
- [14] Lee, T. W., Girolami, M., Bell, A. J., Sejnowski, T. J.: A unifying information-theoretic framework for independent component analysis; *Computers & Mathematics with Applications*, Vol.39, No.11, pp.1–21 (2000).
- [15] Cardoso, J. F.: High-order contrasts for independent component analysis; *Neural Computation*, vol.11, pp.57–192 (1999).
- [16] Hyvärinen, A., Oja, E.: Independent component analysis: algorithms and applications; *Neural Networks*, Vol.13, No.4, pp.411–430 (2000).
- [17] Cichocki, A., Amari, S.: Adaptive blind signal and image processing: learning algorithms and applications; *John Wiley & Sons*, Vol.1 (2002).
- [18] Theis, F. J., Inouye, Y.: On the use of joint diagonalization in blind signal processing; *Circuits and Systems, 2006. ISCAS 2006. Proceedings. 2006 IEEE International Symposium on. IEEE*, (2006).
- [19] Tong, L., Soon, V. C., Huang, Y. F., Liu, R.: AMUSE: a new blind identification algorithm; *Proc. ISCAS*, (1990).
- [20] Belouchrani, A., Abed-Meraim, K., Cardoso, J. F., Moulines, E.: A blind source separation technique using second-order statistics; *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.45, No.2, pp.434–444 (1997).
- [21] Vázquez, R. R., Velez-Perez, H., Ranta, R., Dorr, V. L., Maquin, D., Maillard, L.: Blind source separation, wavelet denoising and discriminant analysis for EEG artefacts and noise cancelling; *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol.7, No.4 pp.389–400 (2012).
- [22] Müller, K.R., Philips, P., Ziehe, A.: JADE TD: Combining higher-order statistics and temporal information for blind source separation (with noise); *Proc. Int. Workshop Independent Component Analysis Signal Separation*, pp.87–92 (1999).
- [23] Cardoso, J.-F.: Localisation et identification par la quadricovariance; *Traitement du Signal*, Vol.7, No.5, pp.397–406 (1990).
- [24] Choi, S., Cichocki, A.: Blind separation of non-stationary sources in noisy mixtures; *Electronics Letters*, Vol.36, No.9, pp.848–849 (2000).
- [25] Georgiev, P., Cichocki A.: Robust blind source separation utilizing second and fourth order statistics; *Artificial Neural Networks ICANN 2002*, pp.144–144 (2002).
- [26] Molgedey, L., and Schuster, H., G.: Separation of a mixture of independent signals using time delayed correlations; *Physical Review Letters*, Vol. 72, No. 23, pp.3634–3637 (1994).

(2017年11月29日受付, 2018年4月11日再受付)

著者紹介

岩瀬 悠哉



2018年 京都大学大学院情報学研究科修士課程修了。同年 ファナック株式会社入社。2016年から2年間、国立研究開発法人情報通信研究機構脳情報通信融合研究センター 協力研究員。脳波計測モデリング等の研究開発に従事。修士(情報学)。

成瀬 康 (正会員)



2007年 東京大学大学院新領域創成科学研究科複雑理工学専攻 博士課程修了。同年 独立行政法人(現、国立研究開発法人)情報通信研究機構 入所, 2013年 同機構脳情報通信融合研究センター脳機能計測研究室 副室長, 2017年 同機構同センター脳情報工学研究室 室長。2010年 計測自動制御学会生体・生理工学部会 研究奨励賞, 2011年 IEEE Computational Intelligence Society Japan Chapter Young Researcher Award 等受賞。ヒューマンインタフェース学会, 計測自動制御学会, 日本神経科学学会等会員。脳波解析手法の開発やウェアラブル脳波計の開発に従事。博士(科学)。

横田 悠右 (正会員)



2013年 豊橋技術科学大学大学院電子・情報工学専攻 博士課程修了。同年 独立行政法人(現、国立研究開発法人)情報通信研究機構 入所, 2017年 同機構同センター脳情報工学研究室 研究員。2014年 ヒューマンインタフェースシンポジウム優秀プレゼンテーション賞, 2015年 ヒューマンインタフェース学会学術奨励賞受賞。ヒューマンインタフェース学会, 日本神経科学学会等会員。脳波解析手法の開発やウェアラブル脳波計の開発に従事。博士(工学)。

梅原 広明



1998年 総合研究大学院大学数物科学研究科天文科学専攻 後期博士課程修了。同年 郵政省通信総合研究所（現、国立研究開発法人情報通信研究機構）入所，2001年 同機構宇宙サイバネティクスグループ 研究員等を経て 2013年 同機構脳情報通信融合研究センター脳機能計測研究室研究マネージャー，2017年 同機構同センター脳情報工学研究室研究マネージャー。電子情報通信学会，日本物理学会，計測自動制御学会会員。脳波解析手法及び信号処理に関する機械学習の研究に従事。博士（理学）。

梅野 健



1995年 東京大学大学院理学系研究科物理学専攻 後期博士課程修了。同年 理化学研究所 基礎科学研究員。1998年 郵政省通信総合研究所（現、国立研究開発法人情報通信研究機構）入所，2000年 同研究所 主任研究官等を経て，2012年 京都大学大学院情報学研究科数理工学専攻 教授。1998年 電気学会論文発表賞，2000年 応用物理学会講演奨励賞，2003年 第5回 LSI IP アワード IP 賞，同年 第18回テレコムシステム技術賞，2008年 第23回テレコムシステム技術賞 等受賞。電子情報通信学会，日本応用数理学会，IEEE，AGU 各会員。脳科学，新しい通信システム，統計モデル，カオス力学系，複雑系システムの解析の研究に従事。博士（理学）。