

事象関連電位の空間的事前情報を利用したノイズ除去法*

☆真木勇人（奈良先端大），戸田智基（名古屋大/奈良先端大），
Sakriani Sakti（奈良先端大），Graham Neubig（奈良先端大），中村哲（奈良先端大）

1 はじめに

脳波（Electroencephalogram: EEG）とは，ヒトの頭皮に貼り付けた電極から脳神経の電気的な活動を記録したものである。EEG は，音声や画像に対する低次の脳の反応や，注意・言語理解などの高次の反応を反映することが知られている。このため，認知科学や神経心理学のための計測ツールとして用いられ，近年ではスピーカや音声の音質を EEG を用いて評価することを試みた研究もある [1, 2]。一方で，EEG は，提示された刺激とは無関係な脳活動の影響も受けるだけでなく，筋電や瞬きなどの外部性ノイズの影響も容易に受けてしまうため，観測された EEG に含まれる目的成分のみを観察することは難しい。

本稿では，観測される多チャンネル EEG 信号に対し，確率的生成モデルを用いて目的成分を強調する手法について提案する。目的成分の空間情報を事前にモデル化しておくことで，目的成分推定精度の向上を図る。実験的評価結果から，空間的事前情報を活用する効果を示す。

2 事象関連電位測定におけるノイズ除去

2.1 事象関連電位

EEG は，ヒトが生きている限り絶え間なく生じるが，何らかの外部刺激（画像・音など）に晒された時に生じる一過性の脳活動もある。このような，刺激に対応した一過性の脳活動を事象関連電位（Event-related potential: ERP）と呼ぶ。一方，先述の常に生じ続ける脳波を背景脳波（background EEG）と呼ぶ [4]。背景脳波だけでなく，僅かな体動による筋電や瞬きなども外部性ノイズとして事象関連電位と重畳して観測される。したがって，事象関連電位を単独で観測することはできず，解析のためには観測された EEG から事象関連電位以外の成分をノイズとして取り除く必要がある。

事象関連電位は，EEG の時間領域波形の振幅変動として表出する。事象関連電位の変動成分は，振幅変動の陽陰を表す P または N と，刺激の提示時点から数えて変動のピークに到達するまでのおおよその時間（潜時）を表す数値を組み合わせると N100 や P300 などと呼ばれる（数値の単位はミリ秒）。

2.2 ノイズ除去

事象関連電位は，重畳して観測される背景脳波と比べて振幅が小さいので，解析が難しい。そこで通常は，同種の刺激を反復して被験者に提示し，それぞれの試行で観測された EEG を，刺激の提示時点で揃えて加算平均する。背景脳波は，事象関連電位とは異なり刺激提示とは無関係に生じるので，加算平

均によって抑圧することが可能である。しかし，加算平均には少なくとも2つの問題点がある。まず，加算平均法は毎回の試行で全く同じ反応が出ることを仮定しているが，実際には試行ごとに振幅と潜時の両方が変動することが知られている [4]。そのため，加算平均によるノイズ抑圧精度は限定的であり，またこのような試行ごとの変動を観測することはできない。次に，統計的に十分信頼できる解析を行うためには，少なくとも20試行，多い場合は100試行程度を加算平均する必要がある。これだけの量の刺激を反復して提示すると，被験者が刺激に慣れてしまうことや，実験に長時間が必要になるなどの問題が生じる。

上記の問題を回避するため，単一試行の脳波から事象関連電位を多チャンネル信号処理によって抽出する研究が行われている。この問題は，事象関連電位や背景脳波，及び筋電等の外部性ノイズが混合した信号を頭皮上の電極で観測し，そこから事象関連電位のみを抽出する信号分離問題として定式化される。したがって，独立成分分析 [3] やウィナーフィルタ [5, 6] など，音響信号処理で使われる手法と類似の手法が多く使われている。特に，電極の数は多いものでも100個程度である一方，EEG の信号源となる神経細胞は無数に存在するので，センサーより信号源が多い劣決定性問題として考えられる。この問題に対し，栗花ら [6] は，Duong ら [5] によって提案された各信号源に対する確率的生成モデルを用いた音源分離手法を応用して，EEG 信号の分離手法を提案した。事象関連電位や背景脳波など，観測 EEG 信号に混合する成分をイベントと定義したうえで，各イベント成分に対する確率的生成モデルを仮定し，個々のイベント成分への分離処理を実現する。各イベント成分に関する事前知識を利用しない分離手法であるため，その応用範囲は多岐に渡るが，分離性能は一定のものに限定される。

3 提案手法

本稿では，分離対象となる事象関連電位が予め決まっている状況を想定する。この状況では，事象関連電位を単独で収録することはできないものの，多数の試行から予めその統計的な性質を学習しておくことは可能であると考えられる。そこで，前述の栗花らの手法に対して，目的成分に関する事前情報を導入する手法を提案する。

短時間フーリエ変換の時間フレームインデックスを n ，周波数ビンインデックスを f とし，時間周波数スロット (n, f) における多チャンネル観測信号の複素振幅を $\mathbf{x}(n, f) = [x_1(n, f), \dots, x_l(n, f)]^T$ で表す。ここで， $x_l(n, f)$ は脳波計の l 番目のチャンネルにおけ

* A Noise Reduction Method Using Spatial Prior of Event-Related Potentials. by Hayato Maki (NAIST), Tomoki Toda (Nagoya University/NAIST), Sakriani Sakri, Graham Neubig, Satoshi Nakamura (NAIST)

る複素振幅である。 k 番目のイベントに対応する信号を $\mathbf{c}_k(n, f) = [c_1(n, f), \dots, c_l(n, f)]^\top$ で表すと、観測信号 $\mathbf{x}(n, f)$ は以下のように表せる。

$$\mathbf{x}(n, f) = \mathbf{c}_1(n, f) + \dots + \mathbf{c}_K(n, f) \quad (1)$$

ここで、 K はイベントの総数である。各イベントは各時間周波数スロットにおいて平均0の多変量複素正規分布 $\mathcal{N}_c(\mathbf{c}_k(n, f) | \mathbf{0}, v_k(n, f) \mathbf{R}_k)$ に従って振幅を生成すると仮定する。ここで $v_k(n, f)$ は時間・周波数ごとに変化する実数のスカラー、 \mathbf{R}_k はイベント毎に固定の行列である。ここで、モデルを単純にするため、各時間周波数スロット (n, f) のなかでアクティブになるイベントは1つであると仮定する。これにより、観測信号の尤度関数は次式で表される。

$$p(\mathbf{x} | \theta) = \prod_{n, f} \sum_k \alpha_k \mathcal{N}_c(\mathbf{x}(n, f) | \mathbf{0}, v_k(n, f) \mathbf{R}_k) \quad (2)$$

$$\theta = \{\alpha_k, v_k(n, f), \mathbf{R}_k\} \quad (3)$$

ここで、 α_k は各スロットで k 番目のイベントがアクティブになる事前確率である。提案法では、さらに、精度行列 \mathbf{R}_k^{-1} の事前分布としてウィシャート分布を導入する。

$$p(\mathbf{R}_k^{-1}) = \text{Wi}(\mathbf{R}_k^{-1} | \Psi_k, \lambda_k) \quad (4)$$

ここで Ψ_k 及び λ_k はウィシャート分布のハイパーパラメタであり、事前に収録された信号を用いて計算される。強調処理時には、与えられた観測信号に対して、次式に基づきパラメタ群 $\hat{\theta}$ をEMアルゴリズムを用いて推定する。

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} p(\mathbf{x} | \theta) \prod_k \text{Wi}(\mathbf{R}_k^{-1} | \Psi_k, \lambda_k) \quad (5)$$

推定されたパラメタ群を用いて、 k 番目の混合信号を抽出するための多チャンネルウィナーフィルタを以下のように設計する。 $m_k(n, f)$ はスロット (n, f) において k 番目のイベントがアクティブになる事後確率であり、EMアルゴリズムのEステップで推定される。

$$\mathbf{c}_k(n, f) = m_k(n, f) v_k(n, f) \mathbf{R}_k \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{x}(n, f) \quad (6)$$

$$\mathbf{R}_x = \sum_k m_k(n, f) v_k(n, f) \mathbf{R}_k \quad (7)$$

本手法は、空間情報に関する事前分布を導入したことにより、過学習の緩和によるパラメタ推定精度の向上が期待できる。また、分離信号の1つを明示的に目的信号として扱うことにより、パーミュテーションの問題を回避できる。

4 実験的評価

被験者1名から27チャンネル脳波計を用いて脳波計測実験を行った。オドボール課題と呼ばれる実験パラダイム [4] に基づいて2種類の音刺激を計250回提示し、事象関連電位 P300 を惹起させた。各試行に提案法を適用し、事象関連電位の抽出を試みた。結果を Fig. 1 に示す。提案法により、同程度の強調性能を保持したまま、加算回数を約半分に削減できる。このことから、空間情報に関する事前分布の導入は、目的成分強調において有効であることが分かる。

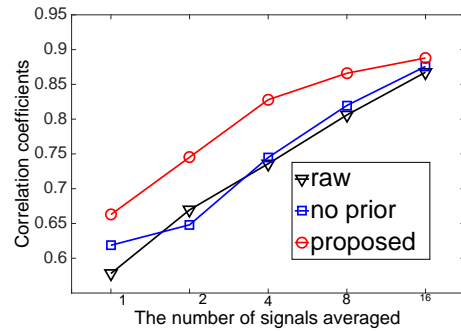


Fig. 1 参照信号と加算平均後の信号との相関係数の平均値

5 おわりに

本稿では、脳波から目的とする事象関連電位を抽出する手法として、確率的生成モデルに基づく多チャンネルウィナーフィルタのパラメタ推定処理に対して、目的成分に関する空間的事前情報を導入する手法を提案した。実験の結果、空間的事前情報の導入により、目的とする事象関連電位の抽出精度を向上させることが可能であることを示した。

筆者らは、本稿の手法を応用した瞬きノイズの除去法についても提案済みである [7]。

謝辞 本研究の一部は、JSPS 科研費 24240032 の助成を受け実施したものである。

参考文献

- [1] K. Nishikura, et al., Sound Quality Indicating System Using EEG and GMDH-type Neural Network, Proc. APSIPA ASC, 2013
- [2] A. K. Porbadnigk, et al., Single-trial analysis of the neural correlates of speech quality perception, Journal of Neural Engineering, 2013
- [3] S. Lemn, et al., Enhancing the Signal-to-Noise Ratio of ICA-Based Extracted ERPs, IEEE Trans. Biomed. Eng., 2006
- [4] 入野野, 心理学のための事象関連電位ガイドブック, 北大路書房, 2005
- [5] N. Duong, et al., Under-Determined Reverberant Audio Source Separation Using a Full-Rank Spatial Covariance Model, IEEE Trans. ASLP, 2010
- [6] 栗花, 他, 多変量確率モデルを用いた脳波の信号分離, 信学技法, バイオサイバネティクス, 2013
- [7] H. Maki, et al., Evaluation of EEG Ocular Artifact Removal with a Multi-channel Wiener Filter Based on Probabilistic Generative Model, Proc. IEEE EMBC, 2015