

脳波判別のための多チャンネル信号源分離による前処理の検討

A study on preprocessing using multi-channel signal separation for EEG discrimination

西納修一 吉川大弘 古橋武
Shuichi Nishino Tomohiro Yoshikawa Takeshi Furuhashi

名古屋大学 工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

Recently Brain-Computer Interface (BCI) has been paid attention. BCI allows a user to control external devices and to communicate with other people by user's thought. However, it is very difficult to discriminate EEG in a single trial because of low signal-to-noise ratio of them. In this study, we propose a new noise reduction method using multi-channel signal separation for EEG discrimination.

1. はじめに

ブレイン・コンピュータ・インターフェース (BCI, Brain-Computer Interface) は、脳信号を用いることで、筋肉を使わずに外部機器の操作を可能にするシステムである。脳信号としては、比較的安価で非侵襲計測が可能な脳波 (EEG, Electroencephalogram) が多く用いられ、事象関連電位や運動想起といった特徴量が利用される。しかしながら、脳波にはノイズが混入しやすいため、前処理によってノイズを抑圧し、特徴量を抽出することが重要である。有効な前処理として、独立成分分析 (ICA, Independent Component Analysis) 等のブラインド信号源分離 (BSS, Blind Source Separation) がある。しかしながら ICA は、優決定問題 (チャンネル数 \geq 信号源の数) にしか適用できないため、多様な信号が重畳した脳波に適用するには、計測チャンネルの数を増やす必要がある。一方で、信号源の数に比べてチャンネルの数が少ない劣決定問題の場合にも適用できる BSS の手法が研究されており、音源分離として提案された Duong らの手法 [1] を脳波に適用したものがある [2][3]。これらの従来手法は、時間周波数領域においては信号源がスパースにアクティブになるという仮定に基づき、信号を短時間フーリエ変換し、局所的な時間周波数領域 (以下スロット) ごとに信号源を推定している。しかしながら、各スロットにおいて個別に信号源を推定しているため、フーリエ変換の窓幅よりも周期の長い成分が、複数の信号成分に分離されてしまうという問題がある。本稿では、時間周波数におけるスロットの隣接関係を利用することで、この問題を軽減する手法を提案し、脳波から判別に有用な特徴量である事象関連電位の抽出に適用する。

2. 手法

2.1 従来手法

従来手法における信号源分離のモデルを説明する。時間ステップ n 、周波数ステップ f のスロットにおける複素振幅値ベクトルを $\mathbf{x}^{(n,f)}$ 、その集合を \mathbf{X} とおく。ここで、各スロットの複素振幅値 $\mathbf{x}^{(n,f)}$ は、隠れ変数 $s^{(n,f)}$ に従ってただ一つの信号源から得られるというスパース性を仮定する。ただし、隠れ変数 $s^{(n,f)}$ は、信号源の種類を表す確率変数である。このとき、信号はゼロ平均複素正規分布に従い、 $P(\mathbf{x}^{(n,f)} | s^{(n,f)}, \mathbf{v}, \mathbf{R}) =$

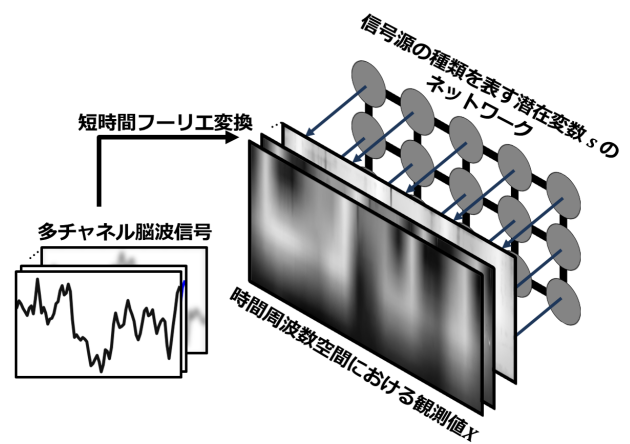


図 1: 潜在変数のネットワーク

$\mathcal{N}_c(0, v_s^{(n,f)} \mathbf{R}_s^{(n,f)})$ と生成されるとする。ここで、行列 \mathbf{R}_j は信号源 j からチャンネルまでの伝達特性を表現しており、空間相関行列と呼ばれる。 $v_j^{(n,f)}$ は時間と周波数に依存する信号源 j の活性度を表す。すべての信号源の空間相関行列と活性度をそれぞれまとめて \mathbf{R}, \mathbf{v} とする。このとき、観測信号全体の尤度 $P(\mathbf{X} | \mathbf{v}, \mathbf{R})$ は混合正規分布モデルで表される。EM アルゴリズムによって、尤度が最大になるようにパラメータを推定し、多チャンネルウィナーフィルターを構成することで信号源分離が可能となる。

2.2 提案手法

提案手法では、従来手法にならない、 \mathbf{s} が得られるときの観測信号全体の尤度を以下のようにモデル化する。

$$P(\mathbf{X} | \mathbf{s}, \mathbf{v}, \mathbf{R}) = \prod_{f=1}^F \prod_{n=1}^N \mathcal{N}_c(0, v_s^{(n,f)} \mathbf{R}_s^{(n,f)})$$

また、図 1 に示すような正方格子状のマルコフネットワークによって潜在変数 \mathbf{s} をモデル化する。隣接するスロットの隠れ変数同士にエッジを仮定することで、隣接する時間周波数領域における依存関係を表現する。このネットワークに基づき、

連絡先: 西納修一, 名古屋大学工学研究科計算理工学専攻,
nishino@cse.cmplx.nagoya-u.ac.jp

s は以下のように生成される。

$$P(\mathbf{s}|\alpha) = \frac{1}{y(\alpha)} \prod_{\{(n,f),(l,k)\} \in \epsilon} w(s^{(n,f)}, s^{(l,k)}|\alpha)$$

ここで、 ϵ はグラフにおけるエッジの集合、 $\{(n, f), (l, k)\}$ はノード $s^{(n,f)}$ とノード $s^{(l,k)}$ の間のエッジを表す。ポテンシャル関数については、 $w(\xi, \xi'|\alpha) = \exp(-\frac{1}{2}\alpha(1 - \delta_{\xi, \xi'}))$ を用いる。ポテンシャル関数は、2つのノードの信号源の種類が等しいとき1を、それ以外のときには α に従って小さな値をとり、隣接するスロットにおける同種の信号源の出現確率が高いネットワークを実現する。

ここで、尤度 $P(\mathbf{X}|\mathbf{v}, \mathbf{R}, \alpha) \propto \sum_{\mathbf{s}} P(\mathbf{X}|\mathbf{s}, \mathbf{v}, \mathbf{R})P(\mathbf{s}|\alpha)$ が最大になるように、EM アルゴリズムと確率伝搬法の繰り返しによってパラメータを推定し、多チャンネルウィナーフィルターを構成することで信号源分離が可能となる。

3. 実験

3.1 実験条件

実験によって事象関連電位の含まれる脳波のテンプレートを作成し、従来手法および提案手法を適用し、その結果を比較した。被験者1名から P300 Speller 課題 [4] に対する反応脳波を収集した。インターフェースには、日本語文字盤（ひらがな+記号、7行10列、合計70文字）を用い、文字盤の行または列ごとにランダムに点灯させ、被験者にターゲット文字を含む点灯をカウントさせた。ターゲット文字は、文字盤からランダムに選んだ1文字とし、ターゲット文字の点灯に対する反応500個を収集した。脳波は、国際10-20法に従い、5チャンネル（Fz, Cz, Pz, O1, O2）を用い、サンプリングレート1000Hzで計測した。基準電極は両耳朶とした。

3.2 実験1

ターゲット文字の点灯直後から800msの区間を抽出し、加算平均をとることで、ターゲット文字に対する反応脳波のテンプレート波形を作成した。テンプレート波形に対し、提案手法および従来手法を適用した。信号源の数は5とした。

チャンネル Fz, O1, Cz について、信号源ごとにテンプレート波形を分離した例を図2に示す。P300 Speller 課題に対する事象関連電位としては、刺激呈示の約200ms後に現れる N200、約300ms後に現れる P300 が知られている。N200 は従来手法 Sig.1、提案手法 Sig.5 において、P300 は従来手法 Sig.3 および Sig.4、提案手法 Sig.2 において抽出された。従来手法においては、P300 が2つの異なる成分として信号源分離されたが、提案手法においては、1つの成分として抽出できたことがわかる。

3.3 実験2

続いて、実験で収集したターゲット波形に対し、信号源分離による P300 成分の抽出を試みた。ここで信号源分離の手法としては、提案手法と従来手法の両方を用いて、抽出精度の比較を行った。抽出精度としては、抽出された P300 成分の振幅とテンプレート波形における P300 成分の振幅との誤差 (RMSE) を用いた。信号源の数を変えたときの結果を、表1に示す。従来手法と比較して、提案手法では、信号源の数によらずに RMSE を低く抑えられていることがわかる。

4. まとめと今後の課題

従来の信号源推定の手法に加え、時間周波数におけるスロットの隣接関係を利用することで、長周期の事象関連電位を効果

表 1: 抽出した P300 振幅の RMSE

信号源の数	3	5	10	12	15
従来手法	8.89	8.48	13.45	12.76	12.57
提案手法	9.56	9.41	7.65	7.49	6.82

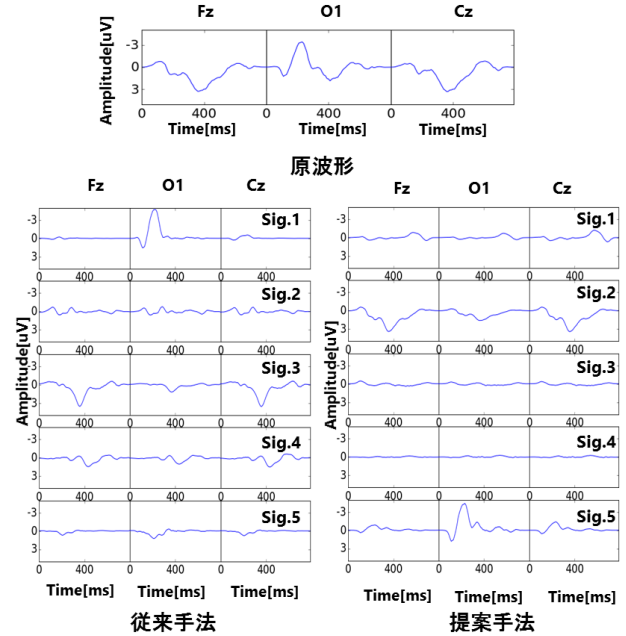


図 2: 信号分離の結果

的に抽出できることを示した。今後は、判別の前処理としての応用を目指す予定である。

5. 謝辞

本研究の一部は、独立行政法人科学技術振興機構 (JST) の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーション (COI) プログラム」の支援によって行われた。

参考文献

- [1] Duong, N. Q. et al.: Under-determined reverberant audio source separation using a full-rank spatial covariance model, *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, Vol. 18, No. 7 (2010).
- [2] Kurihana, Y. et al.: Signal separation of EEG using multivariate probabilistic model, *IEICE Technical Report* (2013).
- [3] Maki, H. et al.: Enhancing Event-Related Potentials Based on Maximum a Posteriori Estimation with a Spatial Correlation Prior, *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. E99-D, No. 6 (2016).
- [4] Farwell, L. et al.: Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Vol. 70, No. 6 (1988).