

# スケーラブルな信号源分離を用いた事象関連電位の解析

西納 修一<sup>1,a)</sup> 吉川 大弘<sup>1</sup> 古橋 武<sup>1</sup>

**概要:** スパース性を用いたブラインド信号源分離 (BSS) の手法を, 脳波における事象関連電位の解析に応用する. スパース性を利用して信号源分離を行う場合, 短時間フーリエ変換によって信号を時間周波数領域で扱い, 局所的な時間周波数領域ごとに信号源を推定するのが一般的である. しかしながら, 単一の事象関連電位が複数の時間周波数領域に分割されてしまうという問題があり, 解析を困難にしていた. 本稿では, 時間周波数領域の隣接情報を利用することで, この問題を軽減する手法について検討する.

**キーワード:** ブラインド信号源分離 (BSS), 脳波, マルコフネットワーク

## 1. 背景

脳波信号を解析/処理する場合, 前処理によってノイズを除去することが重要となる. 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 [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, 脳波からの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, 信号源の種類数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,  $P(\mathbf{x}^{(n,f)} | s^{(n,f)}, v, \mathbf{R}) = \mathcal{N}_c(0, v_{s^{(n,f)}} \mathbf{R}_{s^{(n,f)}})$  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,  $\mathbf{s}$  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,  $\epsilon$  はグラフにおけるエッジの集合,  $\{(n,f), (l,k)\}$

<sup>1</sup> 名古屋大学 工学研究科 計算理工学専攻

<sup>a)</sup> nishino@cse.cmplx.nagoya-u.ac.jp

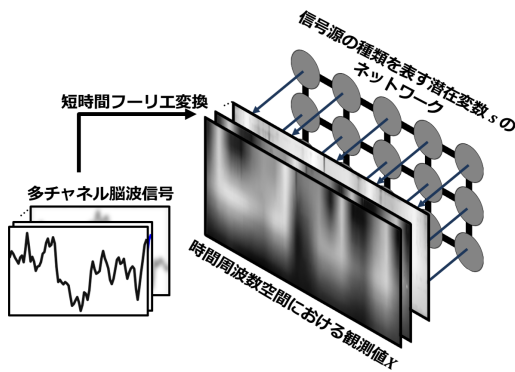


図 1 潜在変数のネットワーク  
 Fig. 1 Network of latent variables

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、それ以外ときには  $\alpha$  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

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文字とした。1文字につき、すべての行と列を10回ずつ点灯させ、100文字のデータを計測した。脳波は、国際10-20法に従い、3チャンネル (Fz, Cz, O1) 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。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、提案手法において  $\alpha = 2$  を指定した。

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、

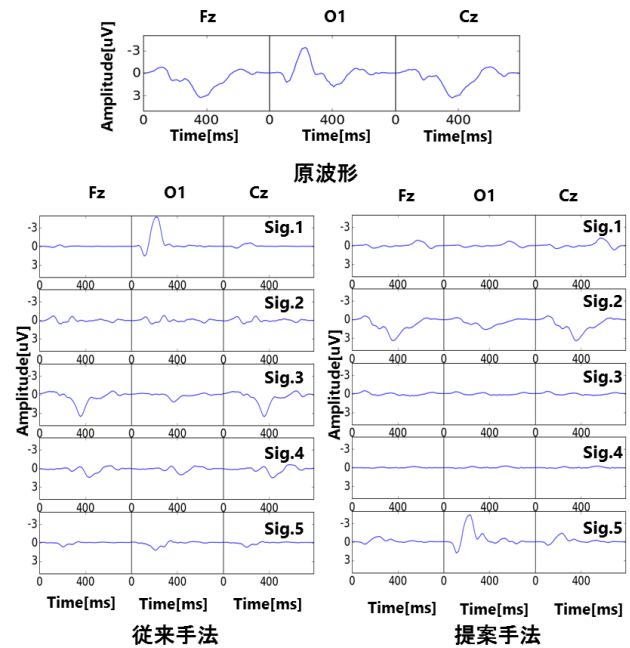


図 2 信号分離の結果  
 Fig. 2 Result of signal separation

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。

### 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的に抽出できる可能性を示した。今後は、テンプレート波形に比べ、ノイズが多い実脳波データに対する提案手法の挙動、パラメータ  $\alpha$  が提案手法に与える影響等を検討する予定である。

**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, pp. 1830–1840 (2010).
- [2] Kurihana, Y. et al.: Signal separation of EEG using multivariate probabilistic model, *IEICE Technical Report* (2013).
- [3] Maki, H., Toda, T., Sakti, S., Neubig, G. and Nakamura, S.: 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, pp. 1410–1419 (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, pp. 510–523 (1988).