

乱択特異値分解を用いた脳波の時空間特徴抽出

日大生産工 ○長谷川 瑠位 日大生産工 佐々木真
日大・理工 小林 伸彰

1. 背景

BCI(Brain Computer Interface)は脳波を用いる技術であり、測定した脳波を用いて外部機器を動かすことのできる技術である。現在BCIは医療分野において、外部機器を用いて失った身体機能を取り戻すことを目的とした研究が行われている。BCIには主に二つの方式がある。脳に直接電極を設置する侵襲型は高精度ではあるが、外科手術が必要であり身体的負担が大きい。頭皮の上から電極を設置する非侵襲型は身体的負担は小さいが、信号が微弱で雑音の影響を受けやすいため精度は低い。BCIの実用化を検討する際、この脳波の分類精度が課題として指摘されている。精度向上のため、近年は分類器に与える入力データの質を高める取り組みが進んでいる。本研究では非侵襲型の運動想起脳波に着目し、波形の時空間パターンを明確に記述することを目的とする。複数被験者のデータから共通して現れる空間モードを抽出・可視化し、それをもとに被験者間で再現性の高い特徴を検出する。さらに、被験者数を段階的に増やした際の空間モードの安定度を指標化し、どの規模のデータで共通基底が得られるかを統計的収束の観点から位置付ける。

2. 乱択特異値分解

本研究のデータの解析を行うにあたり特異値分解(SVD)を用いる。特異値分解とは Singular Value Decomposition(SVD)と呼ばれる行列分解の一手法である。SVDは、任意の行列Aを三つの行列に分解しするものであり

$$A = U \Sigma V^T \quad (1)$$

のように表される。ここでUは時間方向の基底を表し、Σは特異値を対角成分にもつ非負の対角行列である。この特異値は「データの重要度」を示しており、数値が大きいほど寄与が大きい。特異値の大きい順に上位 k 成分のみを残して

$$A_k = U_k \Sigma_k V_k^T \quad (2)$$

とし、上位の特異値で再構成するとデータの本質的な時空間パターンが、少数のモードで表現できる。

本研究では、定量的な脳波の時空間データの特徴抽出を行うため、単一被験者ではなく複数の被験者に対してSVDを適用する必要がある。単一被験者であれば時間サンプル53550とチャンネル数22であるため通常SVDでも可能だが、これを被験者9名まとめて解析するとなると電極×時間を行、被験者×試行を列に連結し9名の被験者で解析を行うため、計算量は格段に跳ね上がる。

そこで乱択特異値分解(Randomized SVD, rSVD)を用いた脳波の時空間特徴抽出を行う。通常SVDは行列全体を重く分解するのに対して、rSVDは上位 k モードの行列だけを分解するため、計算量は行×列× k で済み計算量は大幅に減少する。分類や可視化に使用するのは上位の少数モードだけであり、rSVDは最初から低ランク近似を計算するため効率的に特徴抽出を行うことが可能となる。

3. 乱択特異値分解を用いた被験者全員のSVDの結果

使用するデータは「左手」「右手」「両足」「舌」の部位を想起した際の脳波(EEG)であり、22チャンネルの電極を頭皮に設置し測定した。今回は全被験者9人の「左手」「右手」想起時のEEGデータにrSVDを適用する。また解析にはBCI Competition 2008-Graz data set A¹⁾を用いた。

Fig.1およびFig.2にrSVDによって得られた空間モードを示す。

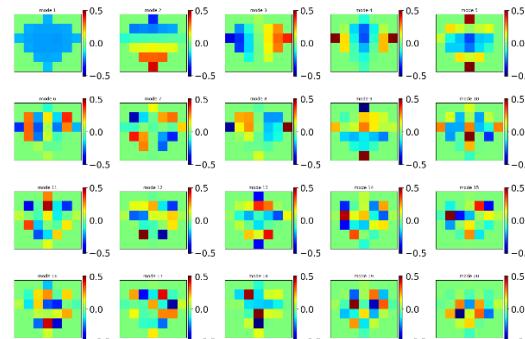


Fig.1 左手想起時の空間モード:上位20モード

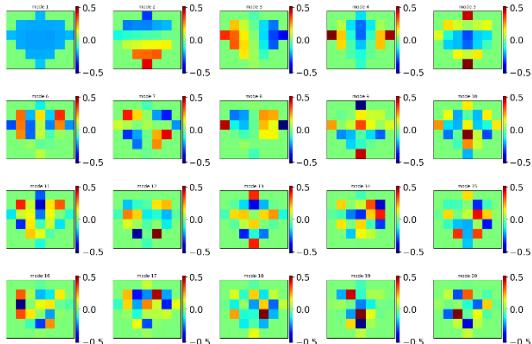


Fig.2 右手想起時の空間モード:上位20モード

Fig.1およびFig.2より mode1は双方共に全体が同符号で塗られた面になっており、mode2は同様の前後勾配がみられるため左右差は小さい。mode3~6では左右で鏡像関係の模様が現れる。

4. 被験者アンサンブル数における二乗誤差

被験者を1人ずつ足しながら、共分散行列の固有ベクトル(空間モード)を随時更新し、隣接するNとN+1の第kモード同士の差 $\varepsilon_k^{(N)}$ を(3)式を用いて求める。

$$\varepsilon_k^{(N)} = \sqrt{\frac{\int |\Phi_k^{(N)} - \Phi_k^{(N+1)}|^2 dx^2}{\int |\Phi_k^{(N)}|^2 dx^2}} \quad (3)$$

Fig.3およびFig.4にその結果を示す。

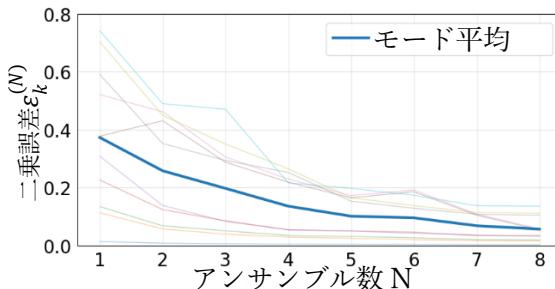


Fig.3 被験者アンサンブル規模に対する空間モードの収束(左手想起時)

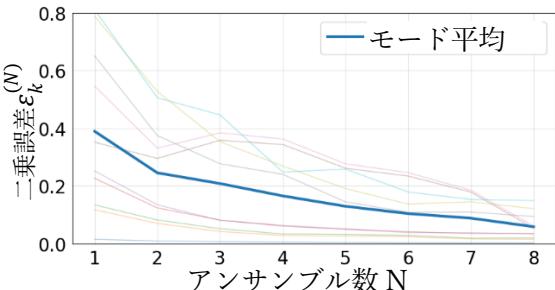


Fig.4 被験者アンサンブル規模に対する空間モードの収束(右手想起時)

横軸:学習に使った被験者のアンサンブル数N
縦軸:モードkの変化量

細い多色の線は各モードkの $\varepsilon_k^{(N)}$ 、太い青線はモード平均を示す。Fig.3およびFig.4より双方とも、被験者のアンサンブル数Nを増加すると誤差は0.06~0.08まで収束していることがわかる。また空間モードの収束がN=5で落ちていることから被験者6人で十分実用的な共通基底が得られることが確認できた。

5. まとめ

本研究では、非侵襲型EEGの「左手」「右手」運動想起時データを対象に、乱択一特異値分解を用いて多被験者から共通の空間モードを抽出・可視化しその収束特性を評価した。結果として空間モードでは共通の広域パターンと前後方向の勾配が現れ、また左右性を帯びたパターンも確認できた。さらに被験者アンサンブル数を増やすほどモードの変動が急速に小さくなり、少数の被験者アンサンブルでも再現性の高い共通基底が得られることが確認できた。このことから上位のモードのみを特徴量として用いることで低次元での表現および高い信号対雑音比が得られ、ノイズや個人差に起因するばらつきを抑制することが可能になると考える。

今後の展望として「両足」「舌」でも被験者アンサンブル数における二乗誤差を求め、どの課題が共通基底になりやすいかを比較することで部位ごとの差を明確にすれば、より高精度な分類の実現が可能になるのではと考える。

参考文献

- 1) BCI Competition 2008 – Graz data set A
<https://lampx.tugraz.at/~bci/database/01-2014/description.pdf>.
- 2) N. Halko, P.-G. Martinsson, J. A. Tropp, SIAM Review, 53, 217–288 (2011).
- 3) H. Ramoser, J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, IEEE Trans. Rehabil. Eng., 8, 441–446 (2000).
- 4) G. Pfurtscheller, C. Neuper, Proc. IEEE, 89, 1123–1134 (2001).
- 5) K. K. Ang, Z. Y. Chin, H. Zhang, C. Guan, Front. Neurosci., 6, 39 (2012).
- 6) G. Pfurtscheller, F. H. Lopes da Silva, Clin. Neurophysiol., 110, 1842–1857 (1999).)