

運動想起関連脳波の時空間パターン抽出

日大生産工（学部） ○柿崎 紗良々 日大生産工 佐々木 真
日大・理工 小林 伸彰

1. 背景

Brain Computer Interface(BCI)は脳波等の脳活動を測定し、それを用いて機械を動かすことを可能とする技術である。近年は運動想起時の脳波を用いたBCIが医療や介護において、失った機能を取り戻すことを目的としたリハビリ等に应用されている¹⁾。非侵襲式の脳波測定を用いたBCIでは分類精度の向上が課題である。運動想起脳波では、2クラスの分類において約96.4%の精度で分類が可能となっている。

分類精度をさらに向上させるため、現在は分類機に入力するデータの前処理の研究が行われている。だが、想起の動作ごとにおける脳波の明確な違いについての言及はされていない。この違いが明確になることで、脳波の個人差による分類精度の低下の軽減が期待できる。よって本研究では、想起の動作ごとの脳波の差異を明確にすることを目指す。

2. 使用データ

解析に用いたデータセットは BCI Competition 2008 – Graz data set A²⁾である。本データは「左腕」「右腕」「両足」「舌」の4つの部位の動きを想起した際の脳波(ElectroEncephaloGraphy, EEG)を記録したものである。22チャンネルの電極を頭皮上に、3チャンネルの電極を両目近辺と眉間に設置して EEG・EOG(眼電)をそれぞれ測定し、測定された各9人の個別ファイルの内の1つを利用している。全ての EEG は同時に計測されたものであり、個別の運動によって計測されたものではない。EEG の測定機器例を Fig.1(a)、本データの測定箇所を Fig.1(b)に示す。

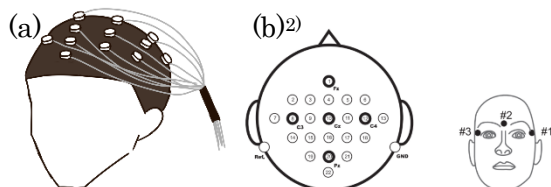


Fig.1 (a)脳波測定機器の例
(b)測定箇所²⁾

EEGのデータは部位ごとに53,500あり、Fig.1(b)の空間構造に基づいたグラフを作成することが出来る。Fig.1(b)の空間構造に当てはめた左手想起時のEEGのグラフをFig.2(a)、チャンネル1の時間発展のグラフをFig.2(b)に示す。

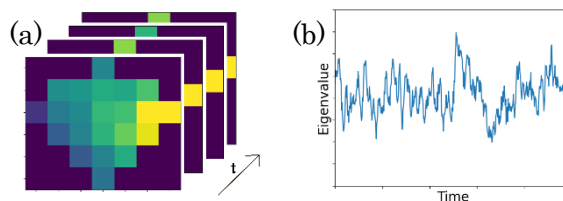


Fig.2 (a)脳波の時空間発展
(b)チャンネル1の時間発展

Fig.2(a)はFig.1(b)の図に対応しており、以降のチャンネル番号はFig.1(b)に遵守したものとする。

また、以降では左手の動きを想起した際の運動想起関連脳波をEEG-l、右手の動きを想起した際の運動想起関連脳波をEEG-rと呼ぶ。

3. 解析手法

本研究では初めにクロススペクトルを用いたEEGの解析を行い、EEG-lとEEG-rに差異が無いかを確認した。クロススペクトルとは二つの信号をフーリエ変換したものの積として定義される³⁾。本研究で用いたクロススペクトルの式に示す。

$$S_{xy}(f) = X(f) * Y^*(f) \quad (1)$$

二種類の信号をそれぞれX,Yとしたとき、 $X(f), Y(f)$ はそれぞれの信号をフーリエ変換したものである。これにより2つの信号の周波数空間での相関の大きさを表すことが出来る。本研究ではチャンネル1とその他21チャンネルのクロススペクトルを算出し、左右の結果を比較した。その内左右の手のチャンネル1とチャンネル2のクロススペクトルを比較した図をFig.3に示す。

Fig.3より、クロススペクトルでは左右の腕の脳波に明確な差異は見られない。

Spatio-temporal pattern extraction of Motor imagery-related
Electroencephalography

Sarara KAKIZAKI, Makoto SASAKI and Nobuaki KOBAYASHI

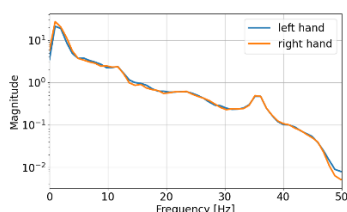


Fig.3 チャンネル1と2のクロススペクトル
青線：EEG-l、赤線：EEG-r

そこで特異値分解 (Singular Value Decomposition, SVD)⁴⁾を用いた特徴抽出とデータのモード分解を行う。本手法はデータ駆動的に時空間特徴パターンを抽出することが可能なものである。SVDでは非正方行列を含む一般行列を対角化するものであり、

$$X = U \Sigma V^T \quad (2)$$

のように表される。ここで Σ は特異値行列と呼ばれ、対角成分に特異値とよばれる非負実数 $\sigma_1 \sim \sigma_m$ まで降順で並べられる($\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_m \geq 0$)。これは特異値と呼ばれ、この大きさは元の行列 X に対する寄与の大きさで決まる。

本研究ではEEGデータ (時間 $17,850 \times$ 空間 25) の二次元配列にSVDを適用する。よってSVDによって得られる U はユニタリー行列であり、時間データ $17,850$ とモード数 25 の要素を持つ。 V^T もユニタリー行列であり、モード数 25 に対して空間データ 25 点を要素に持つ。

4. 脳波データのモード別分解

SVDによって分解された行列の内、特異値 Σ を左右の手で比較した際のグラフをFig.4に示す。

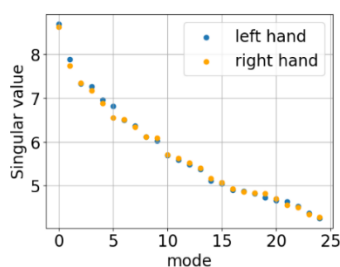


Fig.4 EEG-l、EEG-rにおける特異値の比較

Fig.4より、EEG-l、EEG-rにおいて1番目のモードから5番目のモードにかけて差が生じている。この差を確認するため、上位20モードの空間構造 V^T を示した図をFig.5に示す。

Fig.5より、双方の分布がほぼ一致しているように見える。だがFig.4において左右の差が大きいモードの図は色の変化のパターンや色合いが異なっており、SVDではEEG-lとEEG-rに違いがあることが示される。この差によってEEG-lとEEG-rを分類している可能性がある。

また、色が異なっている部位は図の両端に偏っているため、チャンネル7,13近辺がデータとして重要なのではないかと考える。さらに、異なる実験で同様の解析を行い、統計的な有用性を調査する。

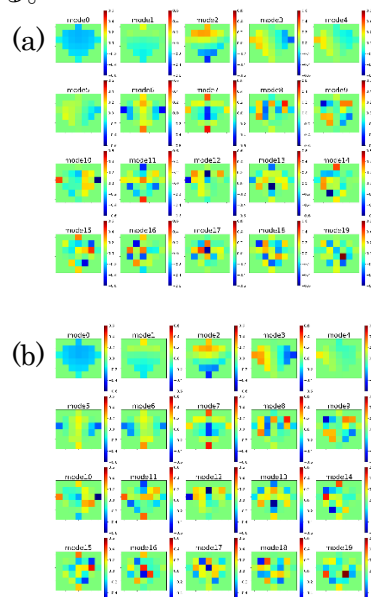


Fig.5 (a)EEG-lにおけるモード別空間構造 V^T
(b) EEG-rにおけるモード別空間構造 V^T

5. まとめ

本研究では、EEG-lとEEG-rにおけるクロススペクトルを示し、双方の脳波に含まれる周波数成分の観点から明確な違いは無いことを確認した。その後、特徴分析方法として用いられてきた特異値分解を使用し、EEG-lとEEG-rの特異値やモード別の空間構造を示した。その結果、双方の脳波の空間モードに違いがあることが示された。

今後はこのパターンが他の人間でも共通であるのかを解析し、統計的な有用性を調査する。

参考文献

- 1) Brain-Computer Interface操作の得手不得手に関わる脳回路を発見—操作を「考える」か「感じる」か、個人差に合わせた技術開発へ期待—
<https://www.ncnp.go.jp/topics/2022/20220809p-1.html>
- 2) BCI Competition 2008 – Graz data set A
<https://lampx.tugraz.at/~bci/database/001-2014/description.pdf>
- 3) 日野幹雄, スペクトル解析, 朝倉書店, (1977)
- 4) Data-Driven Science and Engineering, Steven L. Brunton, J. Nathan Kutz, Cambridge University Press