

周波数解析による脳波データの雑音の特定と除去手法の提案

Proposal of a method for identifying and removing noise in EEG data by frequency analysis

赤沢 聖斗[†] 土屋 誠司[‡] 渡部 広一[‡]
 Kiyoto Akazawa Seiji Tsuchiya Hirokazu Watabe

1. はじめに

現代社会では、デジタル化が拡大してくこともあり、コンピュータの利用機会が増えてきている。そして、コンピュータの操作は基本的に手を使うことが求められる。しかし、手が塞がっている、怪我をしているなどで手を使うことができない状況がある。そこで、手を使うことができない状況でもコンピュータの操作や入力を行う手段として、BCI (Brain-Computer Interface) が注目されている。BCI は、人間の脳波をコンピュータの入力として、何らかの動作を引き起こすインタフェースである。

先行研究^[1]では、視覚的に想起した記号（「↑」、 「↓」、 「←」、 「→」、 「A」、 「B」）を脳波により識別するシステムが構築された。

本研究では、先行研究で利用された脳波データの雑音除去を行い、システムの識別制度の向上を試みる。

2. 先行研究

2.1 特徴抽出

2.1.1 CSP: Common Spatial Pattern

空間重みを用いた特徴抽出の手法であり、複数の電極で記録された脳波の特徴抽出に頻繁に用いられる。

この手法では、信号と重みベクトルの積を特徴量とし、この重みベクトルをあるクラスの特徴量の分散が最小かつ別のクラスの特徴量の分散が最大となるように調整する。これにより複数の電極で記録した脳波から、クラス分類に有効な電極を重視した特徴量が得られる。

2.1.2 SMFCC: Shift-MFCC

低周波数であるほど差がわかりやすく、高周波数であるほど差がわかりにくいという人間の聴覚特性を考慮した特徴抽出の MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) の考え方を基にした特徴抽出手法である。

脳波は一般的にその周波数によって 5 種類に分類され、それぞれ異なる脳の活動を示すことが知られている。この分類を表 1 に示す。

そこで SMFCC を用いることで、重視する周波数帯域を自由に設定することができるようになる。

先行研究では、雑音の影響が小さい θ 波、 α 波、 β 波を重視した特徴抽出を行った。

表 1 脳波の分類

| 名称 | 周波数帯域 | 雑音の原因 |
|------------|-----------|---------|
| δ 波 | 1 ~ 4Hz | 筋電・心電 |
| θ 波 | 4 ~ 8Hz | - |
| α 波 | 8 ~ 13Hz | - |
| β 波 | 13 ~ 30Hz | - |
| γ 波 | 30 ~ 64Hz | 周囲の電子機器 |

[†] 同志社大学大学院理工学研究科情報工学専攻

[‡] 同志社大学理工学部インテリジェント情報工学科

2.2 クラス分類

信号をあらかじめ用意された複数のクラスに分類する技術として、クラス分類がある。クラス分類を用いることで、学習データを基に、未知の信号がどのクラスに分類されるのかを推定することができる。先行研究では、クラス分類器として SVM (Support Vector Machine) が用いられている。

SVM は識別性能が高いとされるクラス分類手法の 1 つであり、「マージン最大化」という概念を用いることで汎化能力に長けたクラス分類を実現している。この手法では、各クラスの学習データ同士の距離が最大となるような超平面 (識別境界) を定義することで、クラスの境界が定まり、未知のデータが位置するクラスをその未知のデータのクラスとする。

3. 脳波測定実験

先行研究での脳波測定実験の手順を以下に示す。また、図 1 にその流れを示す。

- (1) 2~3s の範囲でランダムな時間だけ、画面に「+」の記号を表示する。
- (2) 2~3s の範囲でランダムな時間だけ、画面に「↑」、 「↓」、 「←」、 「→」、 「A」、 「B」のいずれかの文字をランダムに表示する。
- (3) 3s 間は画面に何も表示しない。被験者は(2)で表示された文字を視覚的に想起する。
- (4) 「↑」、 「↓」、 「←」、 「→」、 「A」、 「B」の全ての文字を 50 回ずつ表示し終えるまで(1)に戻って繰り返す。

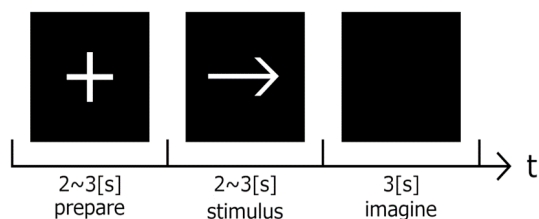


図 1 脳波測定実験の流れ

4. 脳波データセット

本研究では、先行研究の脳波データセットを用いる。脳波データセットは、被験者が 2 名で、被験者 1 名につき 300 個の脳波データが含まれており、合計 600 個である。1 個の脳波データには、被験者 ID、記号 6 種類のうち想起した記号(ラベル)、記号を想起している 3 秒間の脳波が含まれている。また、記号を想起している 3 秒間の脳波は 14 極の電極で、サンプリング周波数 800Hz で 3 秒間取得しているため、14 極×2400 標本点となっている。

5. 雑音が含まれている周波数の特定と除去

提案する雑音除去手法について述べる。脳波は、集中度合い、想起している記号の違いなどにより、時間とともに

変化すると考える。逆に、電極の接触不良、周りの電子機器などによる雑音は周期的に広範囲に発生すると考える。これらの考えより、脳波測定毎に脳波の信号は変化していき、雑音の信号はあまり変化しないと考えた。よって、脳波測定毎に周波数の振幅の変化が大きい周波数を残し、変化が少ない周波数は雑音だと判断し除去する。

以下に雑音除去手法の手順を示す。雑音だと判断する周波数の特定の流れを図 2, 3 に示す。

- (1) ある 1 名の被験者の脳波データからある 1 つの電極の脳波を全て取り出す。
- (2) (1)で取り出したそれぞれの脳波にフーリエ変換を行い、振幅スペクトルを求める。
- (3) (2)で求めた全ての脳波の振幅スペクトルに対して、周波数毎に標準偏差を求める。
- (4) (3)で求めた標準偏差に対して、標準化を行う。これは、本研究では雑音だと判断するための閾値を全被験者、全電極に対して同じ値にしているため、被験者毎、電極毎のばらつきを考慮するためである。
- (5) 閾値を設定し、閾値以下の周波数を雑音とみなす。
- (6) (5)で雑音だと判断した周波数を(1)で抜き出した脳波から除去する。この脳波を先行研究と同じシステムへの入力とする。
- (7) (1)から(6)を全被験者の全電極の脳波が終わるまで繰り返す。

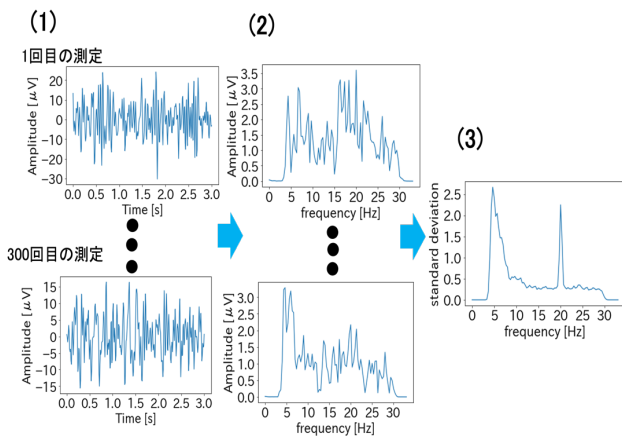


図 2 脳波信号のフーリエ変換と周波数毎の標準偏差の計算

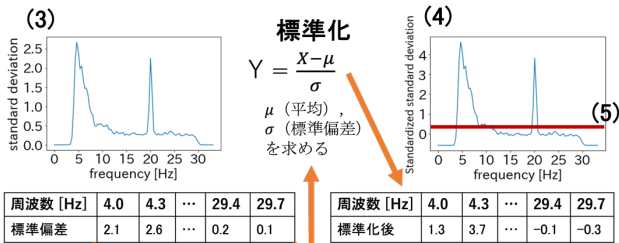


図 3 周波数毎の標準偏差の標準化

6. 評価手法

本研究で用いる評価手法を示す。

A) 50-分割交差検証 (被験者内)

ある 1 名の脳波データ 300 個に対して、各ラベル (6 種類) が 1 個ずつ含まれるように分割を行い、50 群に分割する。そして、49 群の脳波データを学習データとして、1 群

をテストデータとして評価を行う。評価は、クラス分類器が分類したグループのラベルとテストデータのラベルが等しいかを調べ、正解率を求める。これを、全群が 1 回ずつテストデータになるまで学習と評価を繰り返し、それぞれの正解率の平均を求め、評価結果とする。

B) 100-分割交差検証 (被験者外)

全被験者の脳波データに対して、各ラベルが 1 個ずつ含まれるように分割を行い、100 群に分割する。そして、99 群の脳波データを学習データとして、1 群をテストデータとして評価を行う。評価は、クラス分類器が分類したグループのラベルとテストデータのラベルが等しいかを調べ、正解率を求める。これを全群が 1 回ずつテストデータになるまで学習と評価を繰り返し、それぞれの正解率の平均を求め、評価結果とする。

7. 評価結果

本研究で提案した雑音除去を行った脳波データと雑音除去を行っていない脳波データでの評価結果を表 2 に示す。ここで、 θ , α , β に分かれているのは SMFCC で強調した周波数帯域毎に評価を行なっているからである。

また、閾値とは 5.0 の (5) で設定する値である。

表 2 評価結果

| | 50-分割交差検証 (被験者内) 被験者 A | | | 50-分割交差検証 (被験者内) 被験者 B | | | 100-分割 交差検証 (被験者外) | | |
|--------|------------------------------|----------|---------|------------------------------|----------|---------|--------------------------|----------|---------|
| | θ | α | β | θ | α | β | θ | α | β |
| 先行研究 | 25.7 | 26.0 | 25.0 | 25.0 | 24.7 | 23.7 | 24.5 | 25.3 | 22.7 |
| 閾値 0.1 | 25.7 | 29.0 | 25.0 | 28.3 | 25.0 | 25.7 | 21.7 | 25.0 | 24.0 |
| 閾値 0.3 | 25.0 | 30.0 | 26.3 | 25.0 | 24.7 | 25.3 | 24.8 | 25.3 | 23.3 |
| 閾値 0.5 | 24.3 | 26.7 | 27.3 | 26.0 | 25.0 | 25.0 | 23.0 | 23.8 | 22.0 |
| 閾値 1.0 | 23.0 | 25.0 | 24.3 | 26.0 | 22.7 | 23.7 | 25.2 | 24.3 | 22.3 |

※単位は%

8. 考察

評価結果より、提案した雑音除去を用いることで 50-分割交差検証では、被験者 A では閾値 0.1~0.5 での α 波、 β 波で全体的に精度が向上した。一方、被験者 B では全周波数帯域で全体的に精度が向上した。しかし、両被験者とも閾値 1.0 から全体的に精度が低下した。これら結果から、脳波データの周波数毎のばらつきを考慮した雑音除去を行うのは有効だが、どの程度のばらつきがある周波数を残す必要があるかということを検討することで、さらなる精度向上につながると思われる。

そして、100-分割交差検証では、精度向上が見られなかった。これは、閾値を統一することで、両被験者の脳波データの特徴がより異なってしまったからだと思われる。ゆえに、被験者毎に適切な閾値の設定をする必要があると考えられる。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 16K00311 の助成を受けた。

参考文献

- [1] 赤間勇哉, 土屋誠司, 渡部広一, “視覚的想起における脳波の識別手法の提案”, 情報科学技術フォーラム FIT2018, pp239-240, 2018.