

視覚的な記号想起時の脳波識別システムにおける精度向上の検討

Accuracy improvement in EEG signal classification for visual symbol imagery of BMI

依藤 亮†
Ryo Yorifuji土屋 誠司‡
Seiji Tsuchiya渡部 広一†
Hirokazu Watabe

1. はじめに

情報通信技術の発展に伴ってコンピュータは社会の様々な領域で活用され、人々の生活に浸透している。このコンピュータの操作や入力には、一般的にマウスやキーボード、タッチパネルなど手で操作するデバイスが用いられる。そのため、病気や障害、けがなどで手を使うことができない状況にある人にとってこれらの操作方法は大きな障壁となってしまう。こうした課題を解決するために、手を使うことができない状況においてもコンピュータを操作する手段として BMI (Brain-machine Interface) が注目されている。

BMI とは、脳が発する電気信号を測定、解析し、その信号をコンピュータへの入力とすることで脳とコンピュータを接続する機器の総称である。

先行研究^[1]では、視覚的に矢印「↑」、「↓」、「←」、「→」、とアルファベット「A」、「B」を想起した際の脳波を識別するシステムが構築された。

本研究では、この先行研究のシステムにおける特徴抽出、識別器を変更することで識別精度の向上を試みる。

本研究を行うことで、どんな人でも直感的に操作できる BMI の開発が進むと考えている。

2. 脳波

脳波とは脳で生じる電気活動を頭皮上の電極で計測した波形のことである。脳波は一般的にその周波数帯域によって、それぞれ異なる脳の活動を示すことが知られている。周波数帯域の分類を表 1 に示す。

表 1 脳波の種類

名称	周波数帯域	雑音の原因
δ波	1.00~4.00Hz	筋肉・心電
θ波	4.00~8.00Hz	なし
α波	8.00~13.00Hz	なし
β波	13.00~30.00Hz	なし
γ波	30.00~64.00Hz	周囲の電子機器

3. 先行研究

先行研究^[1]では、視覚的に想起した矢印「↑」、「↓」、「←」、「→」、とアルファベット「A」、「B」について、雑音の影響が少ないとされる θ 波、α 波、β 波を重視して識別するシステムが構築された。

3.1. 関連技術

先行研究における使用技術を以下に述べる

3.1.1. SMFCC

SMFCC (Sift-MFCC) とは、信号をフーリエ変換したスペクトルより低周波数帯域を重視した特徴量を得られる MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) の手法を基に考案された特徴抽出手法である。SMFCC では重視する周波数帯域を自由に変更することができる。この SMFCC を利用して、θ 波、α 波、β 波 を重視した特徴抽出を行った。

3.1.2. CSP

CSP (Common Spatial Pattern) とは、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 2 クラスの学習データから求めた重み行列の積を特徴量とする。この重み行列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。

3.1.3. SVM

SVM とは各クラスの学習データ同士の距離が最大となるように識別境界を定義し、その境界をもとにテストデータを分類するクラス分類手法である。

3.2. 脳波測定実験

脳波測定実験について述べる。実験の被験者は 2 名で、測定回数は各文字 (記号) につき 50 回ずつ、合計 300 回、サンプリングレートは 800Hz で行われた。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) 2~3 秒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) 2~3 秒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) 3 秒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 回ずつ表示し終わるまで(1)に戻って繰り返す。

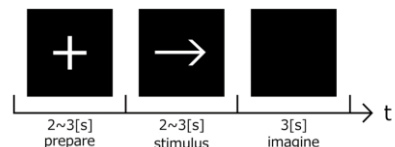


図 1 脳波測定実験の流れ

3.3. 脳波データセット

先行研究で利用された脳波データは 6 記号 (↑, ↓, ←, →, A, B) を各 50 個ずつ、被験者 2 人分のデータ、計 600 個である。脳波は 14 極で測定され、100Hz でダウンサンプリングされた。先行研究のシステムに入力された脳波データサイズは電極数 14 極×サンプル数 300 個である。測定時間が 3 秒、ダウンサンプリングされた周波数が 100Hz のためサンプル数は 300 個となる。

3.4. 評価

先行研究では評価手法として k 分割交差検証を利用した。これは全データを k 個に分割し、1 個をテスト、残りを学習データとして評価を繰り返し、精度の平均を取る手法である。評価結果を図 2 に示す。

† 同志社大学大学院理工学研究科

‡ 同志社大学理工学部インテリジェント情報工学科

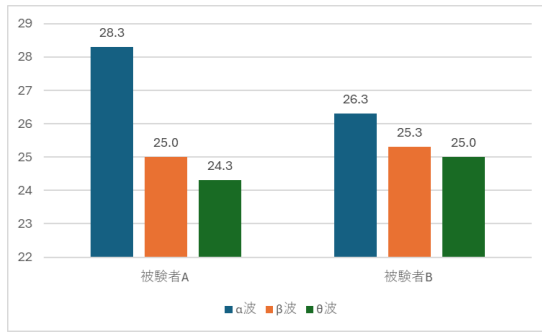


図 2 先行研究の評価結果

3.4. 先行研究の問題点

先行研究で得られた最高の識別精度は被験者 A の α 波を重視した際の 28.3% であり、これは精度が低く実用的ではない。先行研究では SMFCC、CSP による特徴抽出と SVM による識別という単一の手法しか試されていないため、異なる手法を取り入れることでより優れた手法を模索する必要がある。

4. 提案手法

本研究では、先行研究で構築されたシステムの特徴抽出、識別器を EEGNet、CNN、FFNN に変更して学習を行い、精度を評価する。先行研究では特徴抽出とクラス分類においてグリッドサーチによるパラメータ探索が行われたが、ここで設定できるパラメータの数には限りがある。深層学習では自動で特徴抽出を行うことで、先行研究の手法では捉えられなかった情報を利用した識別が行える可能性がある。また、脳波データは非線形であり雑音を多く含むため、クラス間の境界が曖昧である可能性がある。そこで、識別器を SVM から k 近傍法に変更して学習を行い、精度を評価する。

4.1. 使用技術

本研究における使用技術を以下に述べる。

4.1.1. CNN

CNN (Convolutional Neural Network) とは、中間層に空間の特徴を抽出する「畳み込み層」と抽出された特徴が空間の位置や大きさなどの影響を受けないようにする「プーリング層」を組み込んだニューラルネットワークである。

4.1.2. EEGNet

EEGNet とは、脳波を利用する BMI のために設計されたコンパクトな CNN である。一般的な CNN よりもパラメータ数が少ないため、限られたデータから学習が可能である。また、同じ手での運動を想起した際の脳波識別を行った研究^[2]では CSP と SVM による識別と比較して高い精度を得たと報告されている。この 2 つの理由から、本研究に適していると考えた。

4.1.3. FFNN

FFNN (FeedForward Neural Network) とは、入力層から出力層へ順方向に情報が伝播する基本的なニューラルネットワークである。

4.1.4. k 近傍法

k 近傍法とはあるテストデータから最も距離に近い k 個の学習データのクラスで多数決をとり、分類クラスを決定するクラス分類手法である。

4.2. 脳波データセット

本研究では、先行研究で利用された脳波データセットを利用する。

4.3. システム設計

本研究で用いるシステムには学習段階と識別段階がある。学習段階では学習データをモデルに学習させる。識別段階では学習済みのモデルによってテストデータを識別する。

5. 評価結果

先行研究と同様に k 分割交差検証を行った結果を図 3 に示す。EEGNet と CNN、FFNN との間で有意水準 0.05 で片側 t 検定を行った。図中の*は有意差があることを示している。

EEGNet の精度は CNN、FFNN と比較して有意に高いことが認められた。

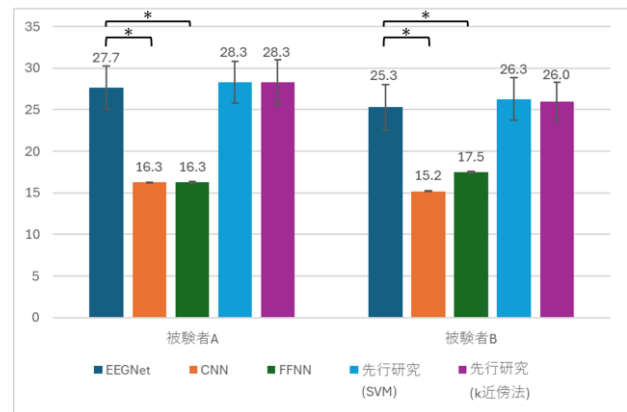


図 3 評価結果の平均および標準誤差

6. 考察

EEGNet の精度は CNN、FFNN の精度を有意に上回ったため、EEGNet は CNN、FFNN と比較して脳波の識別に有効であるといえる。

一方で、EEGNet は被験者 A、B ともに先行研究の識別精度を超えることはできなかった。この理由として SMFCC による特徴抽出が考えられる。EEGNet を導入した理由の 1 つとして CSP と SVM による識別よりも精度が優れていたという研究結果^[2]を挙げたが、先行研究では SMFCC による特徴抽出を行っている。先行研究のシステムの識別器を k 近傍法に変更しても精度の変化がほとんど見られなかったことから、SMFCC による特徴抽出が有効に働いていると考えられる。

7. おわりに

本研究では、先行研究のシステムにおける特徴抽出、識別器を変更して精度評価を行った。EEGNet は CNN、FFNN と比較して脳波の識別に有効であったものの、先行研究の精度を超えるには至らなかった。この原因として、SMFCC による特徴抽出が優れていた可能性が考えられる。今後は、SMFCC の有効性の検証や CSP、SMFCC によって抽出された特徴量をより効果的に活用できる識別器の探索に取り組みたい。

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
- [2] David Achancaray, Mitsuhiro Hayashibe, Senior Member, IEEE, Decoding Hand Motor Imagery Tasks Within the Same Limb From EEG Signals Using Deep Learning, IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL ROBOTICS AND BIONICS, VOL. 2, NO. 4, NOVEMBER 2020