

ニューラルネットワークを用いた運動想起脳波判別の基礎検討

A study on discrimination of EEG during motor imagery using neural network

○西山柊太郎¹, 五味悠一郎²*Shutaro Nishiyama¹, Yuichiro Gomi²

Abstract: Recently, a lot of researches on Brain Computer Interface (BCI) has been actively conducted. For BCI, electroencephalograph (EEG) characteristics caused by specific cognitive activity such as event related potential (ERP), event related synchronization (ERS) and event related desynchronization (ERD) are used. However, there are individual differences in EEG, and various artifacts are involved. In response to this problem, in the conventional research, BCI to search EEG characteristics for individuals and various noise removal method has been proposed. In this study, we used neural networks to classify EEG in a resting state and EEG during motor imagery without removing noise. As a result, it was possible to classify with accuracy of 57%.

1. はじめに

近年、脳の認知活動を脳波として取得し、解析することで、電子機器の制御をしようという試みである Brain Computer Interface (BCI) の研究が盛んに行われている^[1,2]. BCI は将来的に、考えただけでモノを動かしたり、会話ができたりするようになることと期待されている. BCI は 2017 年現在、特定の認知活動時に生じる事象関連電位 P300、運動時もしくは運動想起時に発現する事象関連同期 (event-related synchronization : EEG) や事象関連脱同期 (event-related desynchronization : ERD) などが利用されている.

しかし脳波特性は、発現場所や発現のしやすさに個人差がある. また、表面脳波を用いる場合は、脳と電極の間に頭蓋骨が存在しているため明瞭な脳波が取得できないことや、電極と頭部の接合点において大きなアーティファクトが出現するなどの問題がある. 従来の研究では、個人によって脳波特性を探索する BCI の提案^[3]や、独立成分解析のような多変量解析手法を用いたノイズ除去^[4]によって問題解決を試みている.

そこで本研究では、これらの問題に対してニューラルネットワークを用いることで期待する認知活動を取得することを試みた. 脳波の分類にニューラルネットワークを用いることの有用性は既に示唆されている^[5]. 取得する認知活動は運動想起時の脳波変化とし、運動を想起していない安静時と判別が可能かどうかの検証を行った.

2. 脳波測定の方法

被験者は右利きの健常者 1 名 (21 歳) である. 被験者は椅子に座り、安静開眼状態で 10 秒間の実験タスク

を行った. 実験タスクは 1 秒間の beep 音の後、開眼安静状態で 4 秒間脳波を取得し、再度 1 秒間の beep 音の後、開眼状態で運動想起を 4 秒間行うこととした. 瞬きは beep 音の間に行うように指示し、この実験タスクを 1 回ごとに休息を挟みつつ、合計 50 回行った. 測定には国際 10-20 電極法 (Figure 1) を用い、サンプリング周波数は 256Hz とした. 脳波計 (g.MOBILab+, g.tec medical engineering GmbH 製, オーストラリア) はグラウンド (GND) を眉間に、基準電位 (reference) を右耳に接続し、Cz にアクティブ電極を接続した.

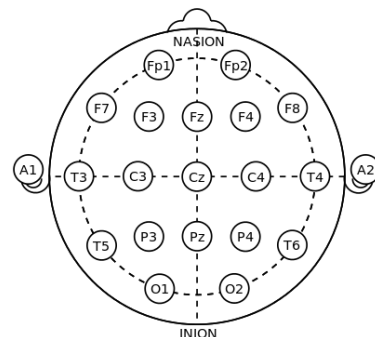


Figure 1. International 10-20 system

3. 測定データの前処理

測定データをニューラルネットワークに入力するにあたって、いくつかの前処理を行った. まず、安静状態と運動想起状態のそれぞれ 4 秒間の測定データのうち、最初の 1 秒間は beep 音での瞬きが影響している可能性があるため除外した. 残りのそれぞれ 3 秒間のデータに対して 6 分割し、2Hz ごとの周波数帯域で高速フーリエ変換 (FFT) を適用し、各周波数帯域のパワースペクトルを算出した. 算出されたデータは配列数 65 で、安静状態と運動想起状態でそれぞれ 300 個 (6 分割 ×

50 回) のデータとなる. また, 脳波の周波数特性は一樣に分布しておらず, 値の小さいものが多いため, データを x とし, 式(1)~(3)のように標準化を行った.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_i^N x_i \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_i^N (x_i - \mu)^2 \quad (2)$$

$$x = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

4. 脳波分類結果

前処理を行った安静状態と運動想起状態それぞれのデータより, 200 個を訓練データ, 100 個をテストデータとして抽出した. ニューラルネットワークは入力層, 1 層の中間層, 出力層からなるの順伝播型ネットワークを用いた. 各種パラメータは Table 1 のように設定した.

Table 1. Parameters of neural network

活性化関数	中間層	シグモイド関数
	出力層	ソフトマックス関数
初期値	重み	区間 (0, 1) の乱数
	バイアス	0
学習係数	0.01	
誤差関数	交差エントロピー	
ミニバッチ数	100	

中間層のユニット数は 1 から順に増やしていった. ユニット数が 25 個の時もっともよい結果を得た為, そのときの認識精度のグラフを Figure 2 に示す.

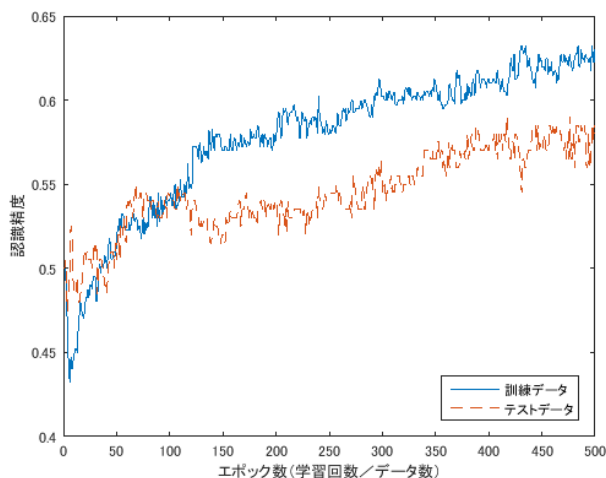


Figure 2. Accuracy of train data and test data

このときの認識率は訓練データが約 63%, テストデータが約 57%であった.

また, 認識精度は式(4)によって求めた.

$$\text{認識精度} = \frac{\text{正解データ数}}{\text{データ数}} \quad (4)$$

正解データ数は訓練データ, テストデータをそれぞれにおいて運動想起時と安静時に正しく判別できたデータ数である. データ数は訓練データは 400, テストデータは 200 である.

5. まとめ

順伝播型ニューラルネットワークを用いて, 脳波に基づく運動想起判別を行った. 中間層のユニット数を 1 から順に増やしていったとき, 最もよい結果を示したのは 25 のときであった. 認識率はあまり高い値が得られなかったが, 50%を超えたことで, 学習によってなんらかの判別指標が得られていると考える. また訓練データとテストデータの認識率に差があることは, 重みに対して荷重減衰を適用することで解消される可能性がある. 他にもデータ数をもっと増やすことや, ネットワークのモデルを変更すること, 前処理の手法を再検討することで認識率向上の見込みがあると考えられる.

謝辞

脳波計の貸し出しと, 測定のご指導をして戴いた日本大学理工学部精密機械工学科の小林伸彰助教に深謝する.

6. 参考文献

- [1] 高井英明, 南哲人, 長谷川良平: 「P300 に基づく認知型 BMI における効率の良い刺激提示方法の検討」, 日本感性工学会論文誌, Vol.10, No.2, pp.89-94, 2011
- [2] 田中一男: 「脳波指令で動く車いすの開発」, 精密工学会誌, Vol.78, No.8, pp.662-665, 2012
- [3] 山口洋平, 工藤卓: 「脳波特性変化の自動探索によるブレイン・コンピューター・インタフェース (BCI) の提案」, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌, Vol.24, No.5, pp.979-987, 2012
- [4] 小澤拓哉, 野澤昭雄, 井出英人: 「ICA によるアーティファクト成分を含む脳波の成分分離」, 電気学会論文誌 C, Vol.124, No.1, pp.211-212, 2004
- [5] 稲垣清人, 中山謙二: 「ニューラルネットワークによる脳波に基づくメンタルタスクの分類」, 電子情報通信学会技術研究報告: 信学技報, Vol.105, No. 174, pp.25-30, 2005