

P300 応答を用いた BCI の検討 Examination of BCI using P300 response

関口 遼一[†] 川勝 真喜[†]
Ryoichi Sekiguchi Masaki Kawakatsu

1. はじめに

日本における筋萎縮性側索硬化症(ALS)の患者数は、1 万人近く存在する。ALS 患者は身体活動が困難になり、重症になると瞬きや視線移動も困難になってしまう。そこで、脳波を用いて他者とのコミュニケーションやコンピュータの操作を可能にする Brain Computer Interface(BCI)の研究が行われている。

BCIにおけるインタフェースとして P300 を用いる方法がある。P300 は、外部の視覚・聴覚刺激によって誘発される電位の一種であり、刺激後潜時 300ms~500ms の区間に表れる。選択対象に対する P300 をとらえることで、対象の選択や文字入力が可能になる。P300-Speller は、P300 を利用して文字を綴るためのシステムである。図 1 に示す行列の各行・列が、限られた時間ですべての文字が同じ回数だけ光るように組み込まれた疑似ランダムで点灯する。その光刺激で誘発される P300 を検出することで、ユーザが綴りたい文字を特定する。

本研究では、様々なアプリケーションで使用できる BCI を用いた汎用インタフェースの開発を目指す。脳波の計測は非侵襲型の装置を用いて行なう。今回は P300-Speller の実験の結果と P300 検出について報告する。

2. 先行研究

いくつかの P300 に関する研究を紹介する。

Saleh Alzahrani らの、Emotiv EPOC+を用いた P300 の検出に関する研究は、選択肢の数と刺激時間、発光色の違いでの P300 の検出率の比較を行なった[1]。Emotiv EPOC+は、14 チャンネルの脳波を計測できる脳波計である。この研究では、O1 と O2 において

他のチャンネルよりも高い振幅の P300 を得ることができている。また、選択肢が多い、刺激時間が長い、発光色がカラフルである条件で P300 の検出率が高くなることが示されている。特に色を変えたことで、右脳の O2 チャンネルの P300 振幅を増加させた。これは、右脳視覚野に対する反応が増加したことが要因に挙げられている。

Jing Jin らは、P300-Speller における従来の刺激が長時間の使用においてユーザを飽きさせるとして、集中力を高める新しい刺激の与え方を提案した[2]。従来の P300-Speller のタスクは、対象が光った回数を心のなかで数えるものである。著者は、単に発光した回数を数えるだけでは刺激の詳細を気にすることがないので、すぐに集中力が切れるのだろうと考察している。この研究では、タスクが単調にならないように、蜂の巣状のマスの中を 1~3 個赤く光らせ、その数を数えさせる方法を提案した(図 2)。これは、従来の手法よりも高い分類精度を出すことができている。

Violaine Guy らは、ALS 患者向けの P300-Speller を開発した[3]。この研究では、途中まで単語を入力すると、キーボード右に完全な単語の予測が表示されるようになっていた。単語予測を利用したほうが、利用しないのに比べて正しく綴れる文字の数が増えたことが報告されている。

Hubert Cecotti らは、初めて Convolutional Neural Network (CNN)を用いた P300 検出法を提案した[4]。この研究では、学習させるチャンネルをあらかじめ決めたものや、隠れ層の重みによって決められた 8 チャンネルだけ使用するよりも、記録できる 64 チャンネルすべてを学習に使用したほうが、P300 検出精度が高いことを示した。また、単に同じネットワーク構造の CNN を 3 つ構築して、それぞれの答えの多数決を取ると、P300 検出精度が高くなるこ



図 1 P300-Speller

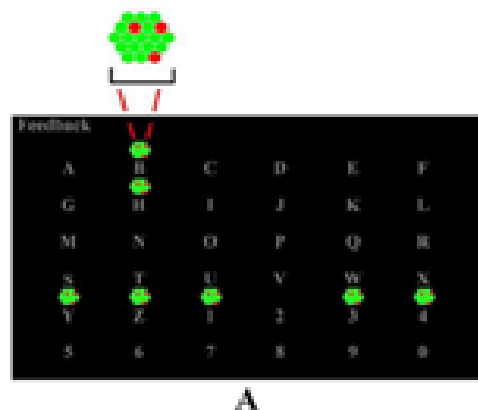


図 2 Jing によって提案された P300-Speller

[†] 東京電機大学 Tokyo Denki University



図 3 提案する P300-Speller

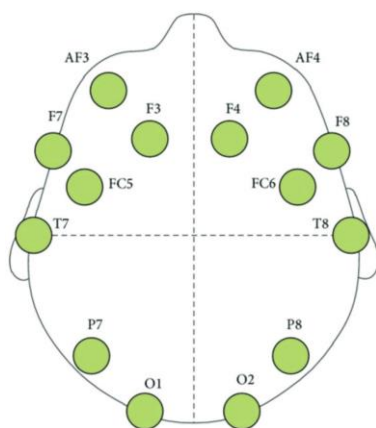


図 4 計測した EEG チャンネル(国際 10-20 法)

とが示されている。これは、同じ構造であっても、重みの初期値が異なると、まったく同じモデルが作成されないためだと考察されている。

Vernon J Lawhern らは BCI のための CNN 「EEGNet」を提案した [5]。この研究では、Depthwise Separable Convolution を用いることで、先行研究で提案された CNN よりも、更新されるパラメータを 2 桁減らすことができている。EEGNet は、他の分類手法と同等の P300 検出精度を出している。Depthwise Separable Convolution を用いることで、重みの意味が理解しやすい軽いネットワークを構築することができる。

今回は、Saleh らの提案したカラフルな P300-Speller と Vernon らが提案した EEGNet を使用し、Emotiv EPOC+における P300 検出精度向上について検討した。

3. 実験

P300-Speller の実験では、ユーザの意図する文字の点灯により誘発される P300 と呼ばれる事象関連電位を捉える。今回は英数字を 6x6 行列に配置し、文字の色を青、刺激の色を緑とした。実験に使用した P300-Speller を図 3 に示す。刺激時間、刺激間隔は 3 日間の収録日ごとに変更し、それぞれともに 175.0ms, 179.3ms, 166.7ms とした。各行各列を 30

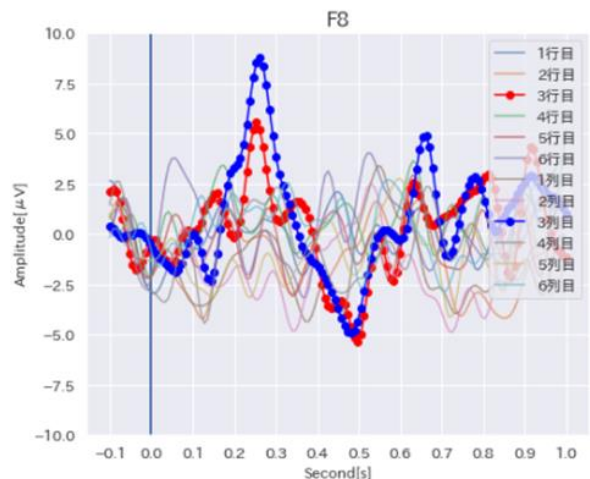


図 5 30 回の加算平均(F8 チャンネル)

回点減させるのを 1 試行とし、被験者に指示した文字(ターゲット)が何回光ったか数えてもらう。

脳波の計測には Emotiv EPOC+を使用した。サンプリング周波数は 128Hz である。計測した電極位置を図 4 に示す。

4. 前処理

実験で得た脳波を試行ごとにバンドパスフィルタ (1.0~15.0Hz) をかけた。次に、瞬きによるノイズの除去のため上限 25 μ V, 下限 -25 μ V でクリッピングした。その後、刺激の瞬間から約 102ms (13 ポイント) 前をベースラインとし、刺激の瞬間から 1 秒間 (128 ポイント) の波形からベースラインの平均を引いた。この波形から P300 の検出を行なう。しかし、脳波にはノイズが多く単一の波形では P300 を判別することは困難である。そこで、刺激に対する反応を明瞭に取り出すために加算平均法が用いられる。加算平均する波形の数が多ければ P300 の判別は容易になるが、判別に時間がかかりユーザに負担になる。そのため、少ない加算平均回数で P300 を判別する必要がある。

図 5 にターゲットが O (3 行 3 列目) のときの F8 チャンネルの 30 個の波形の加算平均を示す。刺激後 250ms にターゲットが属する行、列に電位のピークが見られる。これが、P300 であると考えられる。

5. 判別手法

ターゲットとそうでない文字(非ターゲット)を分類する。分類手法には EEGNet を使用した。使用した EEGNet の構成を図 6 に示す。入力サイズやカーネルサイズは今回使用した脳波計のサンプリング周波数と収録できるチャンネル数に合わせて変更した。出力には Sigmoid 関数を適用することで、P300 応答が見られる波形である確率として出力できるようにした。オプティマイザには Adam 関数を用いた。

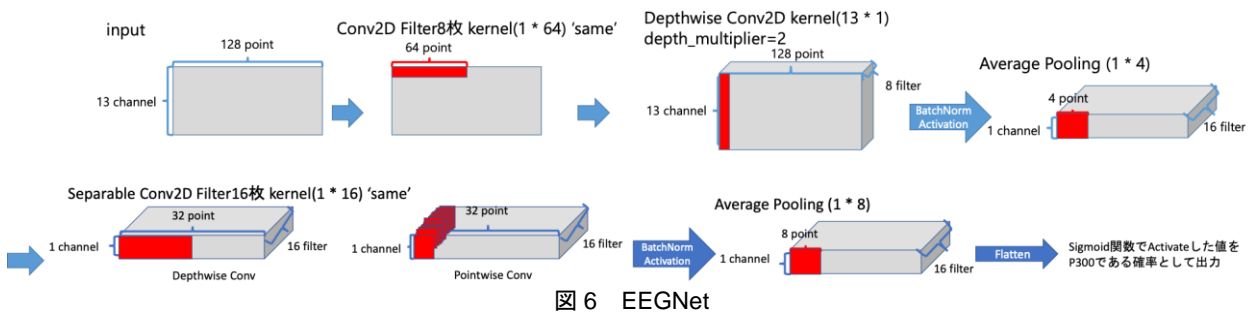


図6 EEGNet



図7 5分割交差検証



図9 日付分割交差検証

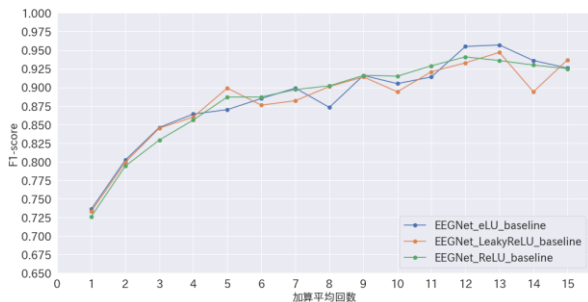


図8 5分割交差検証の結果

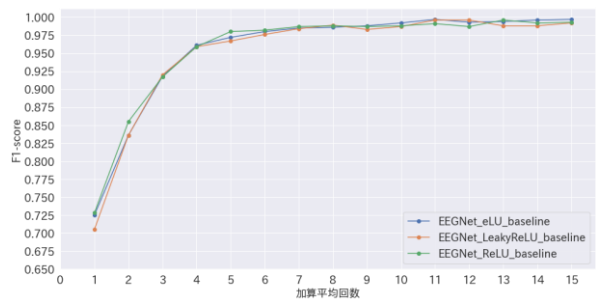


図10 日付分割交差検証の結果

6. 結果

収集したデータで5分割交差検証を行なった(図7). 図8に加算平均回数を1~15回の間で増やした際のF1-scoreの値を示す. 中間層の活性化関数をeLU, LeakyReLU, ReLUの3個から検討した. F1-scoreはPrecisionとRecallの調和平均で, TP(ターゲットをターゲットと推定したデータ数)とFP(非ターゲットを誤ってターゲットと推定したデータ数)とFN(ターゲットを誤って非ターゲットと推定したデータ数)から求められる. 式を以下に示す. ターゲットと非ターゲットのラベル比が1:5であるため, 評価指標にはAccuracyを用いなかった.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}; Recall = \frac{TP}{TP + FN};$$

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

次に3日間収録したデータのうち2日分を学習させ, 残りの1日分をテストデータとする3分割交差検証を行なった(図9). 図10に加算平均回数を1~15回の間で増やした際のF1-scoreの値を示す.

分割方法によらず, 加算平均回数を増やすことでF1-scoreの値が上昇した. 2つの分割方法を比較すると, 収録日で分割を行なったほうがF1-scoreが高くなるのがわかる. 加算平均回数1回(未加算平均)では, F1-scoreは73±1%と2つの分割方法に大きな差は出なかった. しかし, 加算平均回数2回以上になると, 日付分割交差検証のほうがF1-scoreが高くなった. 日付分割交差検証では3回の加算平均でいずれの活性化関数でもF1-scoreが90%を超えたが, 5分割交差検証でいずれの活性化関数でもF1-scoreが90%を超えたのは加算平均回数が9回ときであった. 今回は中間層の出力に適用する活性化関数を3つ検討したが, F1-scoreに差は見受けられなかった.

7. まとめ

今回は, 先行研究で示された青色の文字を緑色で刺激するP300-Spellerを開発した.

P300の判別にはEEGNetを使用した. 評価には交差検証を使用し, 収録日で分割したほうがF1-scoreが高くなった.

今後は, 開発したP300-Spellerで実際に文字を綴ることを考えている. その際, 当日の脳波を学習す

るオンライン学習を組み込み、精度を向上させていく。

さらに、今回は単なる閾値での処理だった瞬きの除去についても検討する。瞬きを除去し、P300 判別に関わる情報は消さない信号処理を調査する。

参考文献

- [1] Alzahrani Saleh, Anderson Charles W, “EEG P300 wave detection using Emotiv EPOC+: Effects of matrix size, flash duration, and colors”, PeerJ Preprints, 2017.
- [2] Jing Jin,, Hanhan Zhang, Ian Daly, Xingyu Wang and Andrzej Cichocki, “An improved P300 pattern in BCI to catch user's attention”, Journal of Neural Engineering, Vol.14, No.3, pp.1-10, 2017
- [3] Violaine Guy, Marie-Hélène Soriani, Mariane Bruno, Théodore Papadopoulo, Claude Desnuelle and Maureen Clerc, “Brain computer interface with the P300 speller: Usability for disabled people with amyotrophic lateral sclerosis”, Physical and Rehabilitation Medicine, Vol.61, No.1, pp.5-11, 2018
- [4] Hubert Cecotti et al., “Convolutional Neural Networks for P300 Detection with Application to Brain-Computer Interfaces” , IEEE Transactions on Software Engineering, Vol.33, No.3, pp.433-445, 2011
- [5] Vernon J Lawhern et al., “EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces” Journal of Neural Engineering, Vol.15, No.5, pp.1-17, 2018