

3次元 CNN を用いた運動準備電位による運動予測に関する検討 Consideration of motion prediction by Bereitschafts Potential using 3D-CNN

北澤 脩平[†] 土屋 誠司[‡] 渡部 広一[‡]
Shuuhei Kitazawa Seiji Tsuchiya Hirokazu Watabe

1. はじめに

近年、病気や怪我などによって運動や意思伝達に障害を抱える身体障害者のための生活支援技術として BCI (Brain Computer Interface) が注目されている。BCI とは人間の脳活動をコンピュータの入力とするシステムのことであり、運動に関する BCI の研究は現在広く行われている。その中でも動作終了後に現れる大きな変化を特徴量として用いる研究が多い。しかし、動作後に現れる特徴量を利用する場合、実際の動作とシステムへの反映にタイムラグが生じてしまうという問題点がある。そのため、本研究ではリアルタイムでの処理のため運動前の特徴のみを用い、3次元 CNN を用いて動作識別を行った。

2. 関連技術

2.1 脳波

脳波とは脳から生じる電気活動を電極によって記録したものであり、本研究では頭皮上に電極を乗せて計測する頭表脳波を用いる。

頭表脳波の計測は他の脳内活動の計測手法と比べて手術の必要がなく、大規模な装置を必要としないことから容易かつ安価に実施することができる。また、時間分解能が高いことからリアルタイムでの計測データの利用にも適している。

2.2 運動準備電位

本研究では注目する脳波の特徴として運動準備電位を用いる。運動準備電位^[1]とは人の随意運動時に動作開始の 0.5~1.0s 前から 0.2s 前にかけて現れる電位の減少のことを指す。これは脳の一次運動野や補足運動野で観測され、体のどの部位を動かしたかで減少傾向が異なる。また、動かした側と左右反対の位置に現れ、実際の運動を行うときだけでなく運動のイメージを想起したときにも発生する。

これらの特徴から運動準備電位を用いる利点として、運動開始前に運動推定を行うことができるためリアルタイムでの推定に適しているということや、実際の運動を伴わなくても推定が可能であるため筋電位を発生させることが困難な身体障害者でもシステムを利用可能であるということが挙げられる。

3. 脳波測定

3.1 脳波測定機器

本研究で用いる脳波測定機器は株式会社 ZMP 製の脳波測定機器^[2]であり、32 個の電極を被験者の頭部に取り付け電位の測定を行い、付属のソフトウェアを用いて波形のモ

[†]同志社大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Doshisha University

[‡]同志社大学理工学部

Faculty of Science and Engineering, Doshisha University

ニタリングを行う。電極の配置は図 1 であり、円内部の文字がそれぞれの電極名を示す。また、最大サンプリングレートは 1000Hz である。

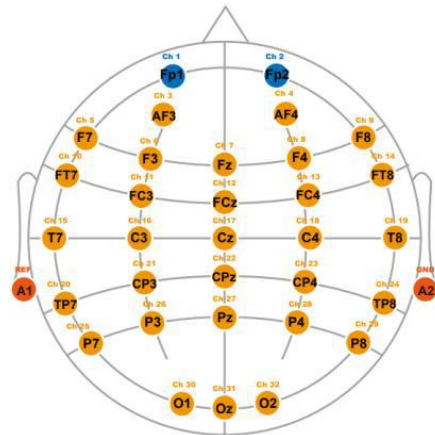


図 1 電極配置

3.2 実験方法

本研究では手の開閉と肘の屈伸運動を行ったときのそれぞれの脳波を使用するため、それらを測定する実験を行う。実験の条件として、実験の被験者は 2 名とし、データを取る際は開眼し、着席した状態とする。そして実験中の指示は全て視覚提示により行うものとする。測定回数は 1 つの動作につき 50 回ずつ測定し、合計で 4 動作×50 回の 200 回測定を行う。また、サンプリングレートは 1000Hz で測定する。

以下に本研究で行う脳波測定実験の具体的な手順を示す。

- ① 3s 間、画面に「右手」「左手」「右肘」「左肘」のいずれかをランダムに表示し、被験者はそれを記憶した後に安静状態で待つ。
- ② 3s 間、シークバーを表示し、被験者はそれを見て画面が切り替わるのを待つ。
- ③ 2s 間、何も表示せず、被験者は②で表示したカウントダウンが終了し画面が切り替わると同時に①で指示された部位を動かす。(手の場合は握り、肘の場合は 90 度まで曲げる)
- ④ 2s 間、画面に「動作終了」と表示し、被験者は動作を止めて安静にする。
- ⑤ 全ての動作を 10 回ずつ行うまで①に戻って繰り返す。
- ⑥ 休憩を行い、⑤を 5 回行うまで①に戻って繰り返す。

最終的に得られるデータ量としては、4 動作×50 回×2 人で、合計 400 データを得ることになり、1 動作につき 100 データずつ得ることができる。

4. 提案手法

本研究ではインターフェースとして用いる際の即応性を重視して、運動後の脳波を用いず運動前の脳波のみを用い

て識別モデルを作成した。以下に示す図 2 が提案手法のフロー図である。

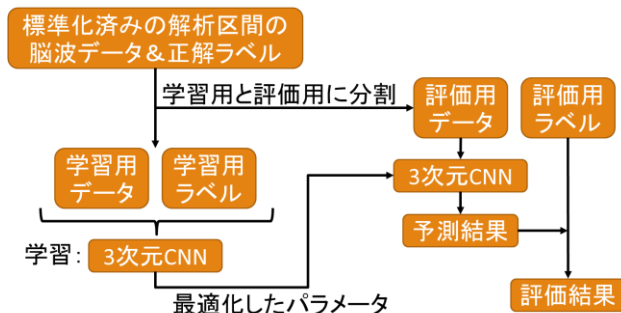


図 2 提案手法のフロー図

データの処理の手順としては、まず解析区間の設定として、運動準備電位が動作開始の 0.5~1.0s 前から 0.2s 前にかけて現れるという特徴から、運動準備電位が十分に解析区間に収まるように動作開始時刻の 0.1s 前から 1.1s 前の間の 1s 間の脳波を解析対象として用いることとした。

次に、前処理として解析区間の脳波に対して平均が 0、標準偏差が 1 になるように以下の式(1)を適用して標準化を行った。

$$x_{std}^{(i)} = \frac{x^{(i)} - \mu}{\sigma} \quad (\mu : \text{平均}, \sigma : \text{標準偏差}) \quad (1)$$

そして識別モデルの作成については 3 次元畳み込みニューラルネットワーク (3 Dimension Convolutional Neural Network : 3DCNN) による機械学習を用いた。3 次元 CNN は主として畳み込み、プーリング、全結合の 3 種類の処理を行っている。3 次元 CNN の構造を以下の図 3 に示す。

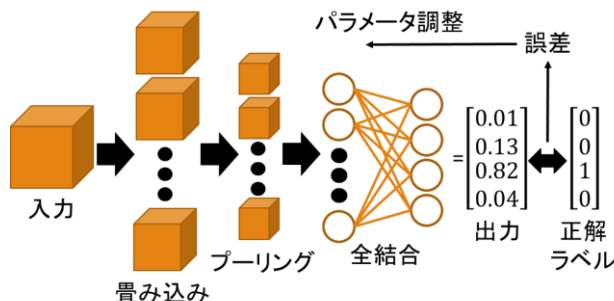


図 3 3次元 CNN のイメージ図

畳み込みの処理では 3 次元配列のフィルタを 3 次元配列の入力データにスライドさせながら適応させる。この処理では入力データよりも十分に小さいフィルタをスライドさせながら適応させるため、局所的な特徴をどの位置にあっても抽出できるという利点がある。

プーリングの処理では周辺のデータの中で必要な特徴量を選択し出力を行う。この処理によりデータの位置感度を低下でき、微小な位置ずれに対して頑強になる。

全結合では畳み込みとプーリングによって得られた特徴量から、結合の重みに従って計算することで最終的な結果を出力する。

3 次元 CNN では誤差逆伝播により、学習が進むことで畳み込みのフィルタと全結合の結合重みを最適化することができ、結果として求める識別モデルが作成できる。

本研究の 3 次元 CNN の入力には図 1 の電極配置に従って電極を 2 次元に並べ、その時間変化を含む 3 次元配列を

入力に用いた。これにより電極の 2 次元的な位置関係を考慮に入れた学習が行われると期待できる。

5. 精度評価

本研究で用いる精度評価の手法は K-分割交差検証である。これは全データを K 個に分割して、1 個を評価用データ、残りの K-1 個を学習用データとして使用し、評価用データを順に代えて全データが一度ずつ評価用データとなるように繰り返して評価をとる手法であり、本研究ではこの評価を被験者内で行う。以下の図 4 にこの評価を各被験者につき 30 回行った時の箱ひげ図を示す。

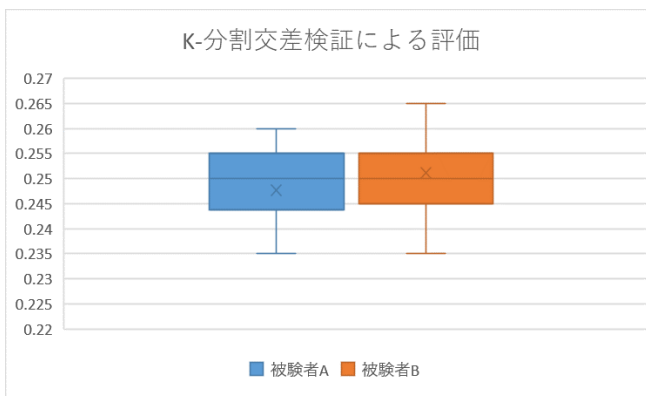


図 4 K-分割交差検証による評価

6. 考察

本研究で作成した分類器によるクラス分類の評価は被験者 A が平均 24.7%、被験者 B が平均 25.1%であり、t 検定による統計処理を行ったところランダムな 4 クラス分類の精度である 25%と有意に差があるとは言えなかった。

今回精度が低かった理由については脳波がうまく取得できていない、あるいは分類器の学習がうまくいっていないといったことが考えられる。前者の場合は実験手法の改善が必要であり、後者の場合はデータ数の増加、3 次元 CNN のハイパーパラメータの調整などが必要だと考えられる。

運動準備電位を用いた運動推定の先行研究としては北山氏らの研究^[1]で階層型ニューラルネットワークを用いて高い精度での識別が行えているため、実験手法はそれらの研究で行われたものにより近い手法を用い、階層型ニューラルネットワークで識別できることを確認した上で 3 次元 CNN のパラメータを調整してその有効性について検討していく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 の助成を受けて行ったものです。

参考文献

- [1] 北山真平, 佐々木実, 伊藤聡, 安田晴信, 小嶋俊史, “運動準備電位による四肢動作推定”, 日本 AEM 学会誌, Vol.22, No.2, 2014.
- [2] 「最大サンプリングレート 1000Hz 対応 32ch ウェアラブルワイヤレス脳波センサ販売開始」, <https://www.zmp.co.jp/news/pressrelease20180214> (参照 2019-6-20)
- [3] 曾我洋史, 佐々木健太, 佐々木勇和, 平田雅之, 鬼塚真, “脳波解析における畳み込みニューラルネットワークの適用”, DEIM Forum 2018 C3-1.