

G-002

## 脳波におけるニューロフィードバック訓練法を用いた BMI の精度評価手法の検討

Investigation of a method for evaluating the accuracy of BMI  
using the neurofeedback training method in EEG

赤岩 慎一<sup>†</sup>  
Shinichi Akaiwa

土屋 誠司<sup>‡</sup>  
Seiji Tsuchiya

渡部 広一<sup>‡</sup>  
Hirokazu Watabe

### 1. はじめに

近年、怪我や身体障害等の理由により手を使うことができない人がコンピュータの操作を行うことを可能にする手段として Brain-machine Interface (以下 BMI) が注目されている。BMI は脳波などの検出によって脳とコンピュータなどのインタフェースをとる機器等の総称である。BMI についての研究は世界中で行われている。

その中で実用性の観点から計測の際の制限が少ない脳波を利用した BMI の開発に着目した。本研究ではニューロフィードバック訓練法によって被験者を訓練し、訓練時の脳波データから「左」と「右」のどちらの方向を想起しているかを分類する BMI を構築する。そしてこの BMI が学習を行うことができているのか、ニューロフィードバック訓練による効果があるのかを検証する。

### 2. 脳波

脳波 (Electroencephalogram: EEG) とは、人や動物の脳から生じる電気活動を頭皮上などにおいた電極で記録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。

### 3. 関連技術

#### 3.1. ニューロフィードバック訓練法

ニューロフィードバック訓練法とは脳波計などを用いて計測した自身の脳活動をリアルタイムに反映させた刺激を使って、自身の脳活動を調節する訓練法のことである。曾昱瑄による研究<sup>[1]</sup>では記憶作業に関係する周波数帯の脳波のパワーを音階で表現して被験者に聞かせるという内容のニューロフィードバック訓練を行い、訓練を行った被験者の記憶能力の向上が確認された。

#### 3.2. CNN

CNN (Convolutional Neural Network) とは、ディープニューラルネットワークに属するネットワークであり、中間層に「畳み込み層」、「プーリング層」、「全結合層」という独自の構造を持つ。畳み込み層で入力データの局所的な特徴を抽出し、プーリング層によってデータの特徴を失わずにデータのサイズを縮小する。

#### 3.3. wavelet 変換

wavelet 変換とは時間周波数解析手法の 1 つである。

wavelet 変換では基底関数であるウェーブレット関数のサイズを周波数に合わせて変化させることで、時間分解能と周波数分解能をどちらも犠牲にさせることなく時間と周波数にかかわる信号情報を取り出すことができる。

### 4. BMI の構築

本研究では 6 日間のニューロフィードバック訓練を実施し、その過程で得られた脳波データを用いて脳波データから「左」と「右」のどちらの方向を想起しているかを分類する BMI を構築する。

#### 4.1. 脳波測定

脳波測定はミュキ技研製の生体収録装置の Polymate Pocket (MaP8020) にミュキ技研製の小型 ACT 生体電極を接続して行う。本研究では電極を図 1 の赤丸部分の Fp1, Fp2, F7, F3, F4, F8 の位置に取り付ける。サンプリング周波数は 1000Hz とする。

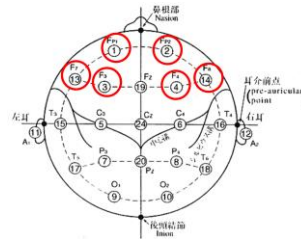


図 1 生体収録装置



図 2 訓練の様子

#### 4.2. ニューロフィードバック訓練

訓練の様子を上記の図 2 に示す。被験者は生体電極を頭部に張り付けた状態で着席し、「左」と「右」の方向の想起によって操作することができるビデオゲームをプレイする。被験者は画面内のキャラクターを操作して金色の道の上に移動させることを目標として方向の想起というタスクに取り組む。システム側では道の色を左右で切り替えることで被験者に想起方向の指示をしている。キャラクターの動作には本稿 4.4 の方向識別器を用い、被験者の脳波の分類結果をリアルタイムに反映する。

#### 4.3. wavelet 変換を用いた脳波データの画像化

計測された脳波データに対し、wavelet 変換を用いて時間周波数解析を行いスペクトル画像を生成する。画像の縦軸は周波数帯 (1~60Hz) を 1Hz 毎に示し、横軸は時間 (0~1s) を 1ms 毎に示したものである。1 秒間の脳波データに対して生成される画像は電極毎に 1 枚ずつで、合計 6 枚の画像 (60×1000) となる。生成された画像にはゲーム画面上で指示している方向 (左または右) を正解ラベルとしてラベル付けする。

#### 4.4. CNN を用いた画像データの分類

CNN を用いて脳波データを変換した画像データから想起している方向を分類する方向識別器を作る。画像データは訓練 1 日に対し、ラベルのついた画像 6 枚のセット

<sup>†</sup> 同志社大学大学院理工学研究科

<sup>‡</sup> 同志社大学理工学部インテリジェント情報工学科

をそれぞれ 800 セットずつ用意する。画像を学習させる際には 6 日間のニューロフィードバック訓練の中で被験者毎に前日に計測した脳波データを学習データとして用い、毎日パラメータを更新していく。

## 5. 評価

### 5.1. 訓練 1 日毎の分類精度の評価

#### 5.1.1. 評価手法

k 分割交差検証(k=5)を 10 回行い、6 日間の訓練で得られた 2 人の被験者の 1 日毎の脳波データの分類精度を比較する。

#### 5.1.2. 評価結果

図 3 と図 4 に交差検証によって得られた被験者 1 と被験者 2 の分類精度を箱ひげ図にしたものを示す。

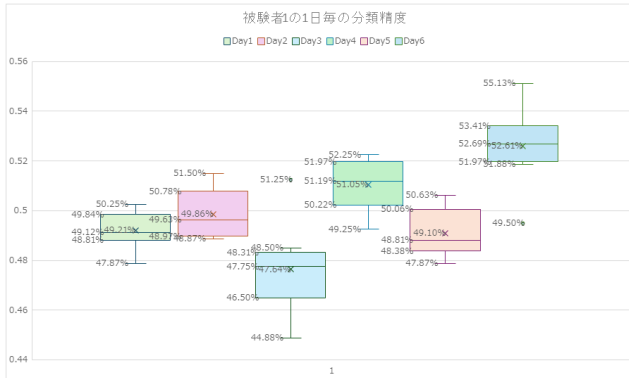


図 3 被験者 1 の 1 日毎の分類精度

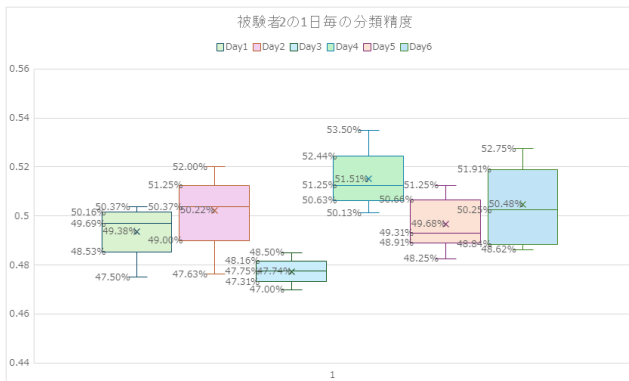


図 4 被験者 2 の 1 日毎の分類精度

帰無仮説を「比較対象の日と予測精度が同じである」とし、対立仮説を「比較対象の日よりも分類精度が高い」として有意水準 0.05 で片側 t 検定を行う。結果、被験者 1 については Day3~Day4, Day5~Day6 で、被験者 2 については Day3~Day4 で分類精度の向上が有意に確認された。

### 5.2. 1 日の訓練の中での分類精度の評価

#### 5.2.1. 評価手法

2 人の被験者の脳波データを 1 日毎にそれぞれ時系列順に区間 1~4 に分割し、各区間ごとのデータを入力とした際の分類精度を比較する。各区間には 6 枚の画像データのセットがそれぞれ 200 セットずつ入っている。この時の分類モデルの学習データには対象のデータの 1 日前のデータを用いる。

#### 5.2.2. 評価結果

図 5 と図 6 に被験者 1 の被験者 2 の各訓練日における区間毎の分類精度を棒グラフにしたものを示す。

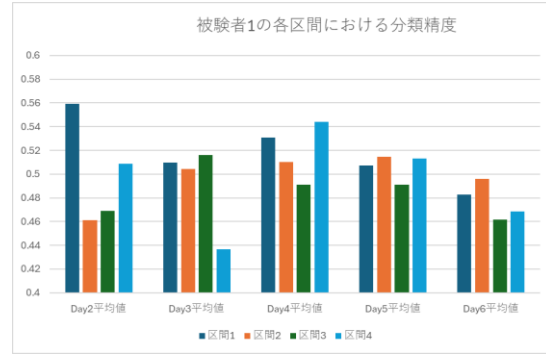


図 5 被験者 1 の各区間における分類精度

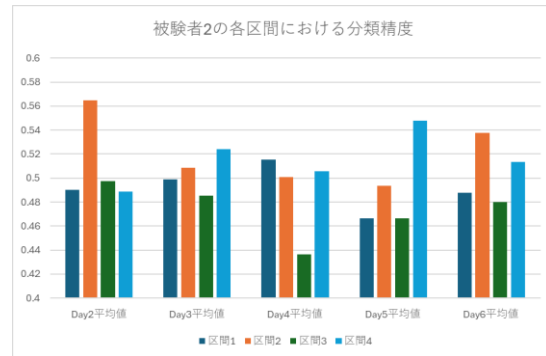


図 6 被験者 2 の各区間における分類精度

帰無仮説を「分類精度が訓練の前半 2 区間・後半 2 区間で等しい」とし、対立仮説を「分類精度が訓練の前半 2 区間・後半 2 区間で異なる」として有意水準 0.05 で両側 t 検定を行う。結果、被験者 1 については Day3, Day6 で、被験者 2 については Day2, Day4 において前半の分類精度が後半を有意に上回った。被験者 2 については Day5 において後半の分類精度が前半を有意に上回った。

## 6. 考察

1 日毎の分類精度の評価については前日との比較で分類精度が向上した箇所が少なく、ニューロフィードバック訓練による分類精度向上の効果が少ないことが分かった。

1 日の訓練の中での分類精度の評価については両方の被験者で 1 日の訓練の前半で得られた脳波データの分類精度が後半を上回る場合がいくつか確認された。この結果は 20 分間の訓練の中で後半になるほど訓練に対する集中力が下がり、脳波データに雑音が混ざりやすくなることが原因と考えられる。

## 7. おわりに

本研究ではニューロフィードバック訓練を実施し、想起している方向を分類する BMI を構築し、2 つの手法で BMI の評価をした。BMI を使った訓練について、訓練による分類精度向上の効果はほとんど確認されず、訓練中の集中力の低下という問題があることが分かった。今後は訓練中の集中力の維持に焦点を当て、訓練の内容を再検討する必要があると考える。

## 参考文献

- [1] 曾 昱瑄: “The Effects of Neurofeedback Training on Visual Long-Term Memory”, 九州大学大学院システム生命科学府博士論文, 2021.