

## 指示提示から運動イメージ開始までの間隔短縮が脳波に与える影響の検討

Effect of Shortening the Interval Between Instruction and Motor Imagery Onset on EEG Signals

高橋典也†

土屋誠司‡

渡部広一‡

Fumiya Takahashi

Seiji Tsuchiya

Hirokazu Watabe

## 1. はじめに

近年あらゆる場面でコンピュータの利用が広がっている。しかし、怪我や身体障害により手が使えない人にとっては、従来の操作手段用いることが困難である。

このような状況に対する解決策として Brain-machine Interface(以下 BMI)が注目されている。BMIとは脳波を利用して機械を操作する技術であり、身体に障害がある場合でも使用が可能である。BMIを構築には、大量の脳波データが必要だが、脳波の計測には被験者が長時間にわたって同一タスクを繰り返す必要がある。長時間の実験は疲労や眠気を招き、精度の良いデータが得られにくい。

そこで本研究では指示提示時刻から脳波計測時刻までの時間を短縮して実験を行い、得られた脳波データで BMI の構築は可能か検討した。

## 2. 脳波

脳波とは脳の活動に伴って生じる電気信号を、頭皮上に配置した電極間の電位差として計測したものである。

## 3. 運動イメージ

運動イメージには、自分が運動している様子を外部から想像する「視覚的イメージ」と、自身の視点で身体の動きを感じ取る「筋感覚イメージ」の2種類がある。本研究では後者のみを対象とし、以下では運動イメージは筋感覚イメージを指す。

## 4. 参考研究

参考研究<sup>[1]</sup>では、Multi-Scale CNN(MS-CNN)を用いて脳波データの2クラス分類(右手および左手の運動イメージ)を実施した。使用された脳波のデータセットは被験者が9人のデータセットである。その結果得られた分類精度は $93.74 \pm 1.09\%$ となった。よって運動イメージには分類に有用な特徴が含まれていることが示唆される。しかし、参考研究では脳波測定1回につき約9秒を要しており、計測にかかる時間を減らしたい。以下では参考研究の関連技術について述べる。

## 4.1. 参考研究の脳波データ

参考研究で用いた脳波データは BCI Competition の data set B のデータセットである。<sup>[2]</sup>これは右、左の2クラスのラベル付きデータであり、3つの EEG チャンネルで計測されている。

データは、サンプリング周波数は 250 Hz で、運動イメージの開始から運動イメージの中断までの

区間を用いる。また、このデータセットは図1のような流れで脳波測定を行っている。

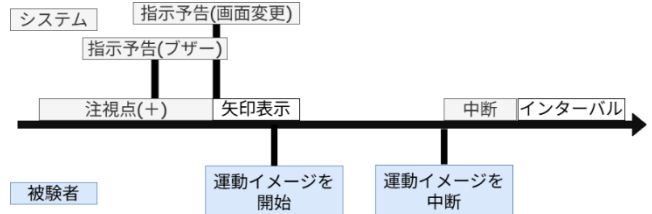


図1 参考研究で用いられた脳波計測方法

## 4.2. MS-CNN

MS-CNNは、運動イメージに基づく脳波の分類において、異なる時間的・周波数的特徴を同時に抽出することを目的とした多スケールの畳み込みニューラルネットワークである。本モデルでは複数の畳み込みカーネルサイズを用いることで、脳波信号に内在する多様な特徴を効果的に統合し、高い分類精度を実現している。

## 5. 提案手法

本研究の目的は指示提示から脳波計測開始までの時間短縮して実験を行い、短縮前と脳波の差違を検査することである。被験者が行う運動イメージは、右腕を上にあげるイメージと、左腕を上にあげるイメージの2種類ある。

実験の指示手順は以下の図2で示す。灰色はシステムの流れを表し、水色は被験者の行動を表す。また、脳波計測区間は赤の矢印の部分で、1.5秒間計測を行う。計測後2.5秒の安静区間がある。その後次に次の指示予告を行い、同様の実験を繰り返す。

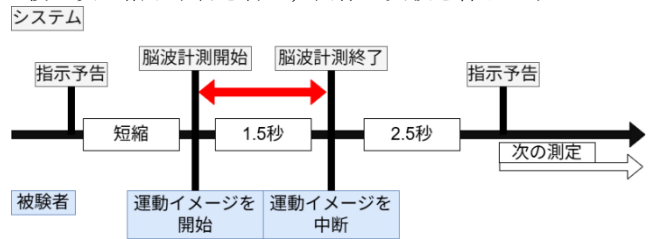


図2 実験の指示の流れ

## 5.1. 実験方法

被験者は3人を対象に3つの条件で実験を実施した。提案手法に基づき、指示提示から計測開始までの時間を2秒、1秒、0.5秒の3パターンを用意した。各パターンで運動イメージは左右それぞれ50回ずつ行う。実験は2秒、1秒、0.5秒の順で実施し、各条件の計測が終了次第次の条件へ移行する。脳波測定方法を以下に示す。

## 5.2. 脳波測定

本研究では図3のミュキ技研製の生体収録装置 Polymate Pocket(サンプリング周波数 1000Hz)と、

† 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4の同社製の小型ACT生体電極を使用した。



図3 脳波収録装置 図4 生体電極

本研究における電極の配置は、図5に示す国際10-20法に基づく電極配置図を参照し、運動野付近に該当する赤丸で示した部位に設定した。得られた脳波データは6チャンネル1500サンプルの行列(6×1500)として構成されている。

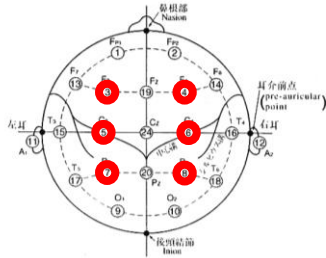


図5 本研究の脳波測定に用いる電極配置図

6. 評価手法

以下の2つの手法で脳波の評価を行った。

1つ目は、時系列データ間の類似度を測る Dynamic Time Warping(DTW)を用い、異なる条件で得られた脳波データを分析する手法である。各時間条件(2秒, 1秒, 0.5秒)で得られた脳波データの平均波形に対して DTW 距離を算出し、計測時間の短縮が脳波に与える影響を評価した。なお、DTW 適用前に形状の類似性を評価するため各データを Z スコア標準化し、スケール差による影響を除去した。

2つ目は MS-CNN を用いた分類モデルによる評価である。時間条件ごとに得られた 100 試行のデータに対し、10 分割交差検証(90 試行を学習用、10 試行をテスト用)を行い、分類精度を求めた。さらに、ある条件で学習したモデルに他の条件のデータを入力し、精度を比較することで、時間短縮によって運動イメージに含まれる分類可能な特徴が失われていないかを検討した。

7. 評価結果

評価結果を表1および表2に示す。

表1 DTW 距離

		0.5秒と1秒	0.5秒と2秒	1秒と2秒
被験者1	左	21.47	16.55	20.25
	右	17.35	18.28	19.79
被験者2	左	29.10	21.82	40.89
	右	22.68	19.62	34.90
被験者3	左	16.09	18.71	25.05
	右	12.76	20.08	30.23

表2 MS-CNNによる分類精度(Accuracy)

訓練\テスト		0.5秒	1秒	2秒
被験者1 訓練データ	0.5秒	57%	53%	53%
	1秒	53%	53%	51%
	2秒	54%	53%	55%
被験者2 訓練データ	0.5秒	63%	63%	59%
	1秒	56%	55%	56%
	2秒	58%	57%	60%
被験者3 訓練データ	0.5秒	54%	59%	61%
	1秒	56%	57%	63%
	2秒	56%	59%	57%

8. 考察

表1より、計測時間の違いによって脳波波形の DTW 距離に差が見られた。特に、被験者1, 被験者2の1秒と2秒の条件で差が大きくなる傾向があった。これは、実験が進むにつれて被験者が疲れの影響を受け、運動イメージの強度が低下した可能性を示唆している。

一方、表2の分類精度には各条件間で顕著な差は見られず、統計的検定(両側 t 検定)においても有意差は確認されなかった(p>0.05)。

以上より、Z スコア標準化によりスケール差を除去した状態でも、時間を短縮しても分類モデルの性能は安定しており、計測時間の短縮が脳波解析に大きな悪影響を与えないことが示唆される。

9. おわりに

本研究では、指示提示から脳波計測開始までの時間を短縮することで生じる脳波の違いを調査することをを行った。そのため、時間条件(0.5秒, 1秒, 2秒)を変更し同一実験を実施した。結果として、分類精度には有意な差は見られず、分類モデルの作成を目的にする場合には、条件0.5秒まで短縮しても問題ないと考えられる。一方で、条件が2秒と類似した脳波パターンを得たい場合には1秒がより適しており、2秒から1秒への短縮が望ましいことが示唆された。

また、被験者として実験に参加した経験から、条件を0.5秒に短縮する場合には指示内容を事前に明確に伝え、かつ簡潔な指示であることが必要であると感じた。本研究の発展には、被験者数の増加が重要な要素となる。

参考文献

[1] Arunabha M. Roy. "An efficient multi-scale CNN model with intrinsic feature integration for motor imagery EEG subject classification in brain-machine interfaces". 『Biomedical Signal Processing and Control』. Volume 74. April 2022. 103496

[2] Robert Leeb, Clemens Brunner, Gernot -Müller-Putz, Alois Schlögl, Gert Pfurtscheller BCI Competition 2008 – Graz data set B