

# マルチバンド fMRI による脳情報デコーディングのための時系列特徴

1200327 高橋 慎也 【 知能情報学研究室 】

## 1 はじめに

fMRI(機能的 MRI) を用いた脳情報デコーディングでは、計測されたデータから求められる脳活動の賦活度合いを標準化した Z 値から解析により特徴を抽出し、機械学習を用いて識別することで状態を推定している。

Z 値からの特徴抽出手法として、四宮, 中山ら [1] は脳活動の時系列性に着目した特徴を用いる手法を提案した。その手法では、各ボクセルごとの Z 値を一定の時間間隔で切り取ったものを特徴量ベクトルとして用いることで従来手法に比べて精度が向上した。これにより、脳情報デコーディングにおける時系列特徴の有用性が示された。

しかし、fMRI によって計測されたデータには、被験者の体の動きや、測定の際に生じるノイズが含まれている。そこで、先行研究からさらに精度を向上させるための手法として、本研究では独立成分分析を用いた Z 値からのノイズの除去について提案する。

## 2 実験

実験には、高知工科大学の fMRI 装置にて計測された心身ともに健康な 3 人の被験者のデータを用いる。

### 2.1 実験タスク

実験のタスクは、fMRI 装置の中で被験者に図 1 で示すように 45 度の斜線と 135 度の斜線が右方向に移動する動画を順に呈示する。このタスクを 1 被験者あたり 4 試行行う。

### 2.2 前処理

fMRI によって計測したデータを統計解析ソフト SPM12 を用いて前処理を行ったデータを Z 値に変換したものを、刺激呈示時間ごとに分割する。さらに各刺激時間の最初と最後のスキャン分のデータを取り除くことで得られる各タスク 88 スキャン、4 試行分のデータについて、提案手法を適用する。

## 3 提案手法

前処理後、独立成分分析 (ICA) を行い、得られたデータを、ラベル間で相関の高かったボクセル順に 88 ボクセル分抽出する。そのデータは 1 試行分で各ラベルでそれぞれ 88 スキャン分であり、そのデータを 2 分割し、連結した前半を学習データ、後半をテストデータとする。



図 1 実験タスクでの呈示刺激

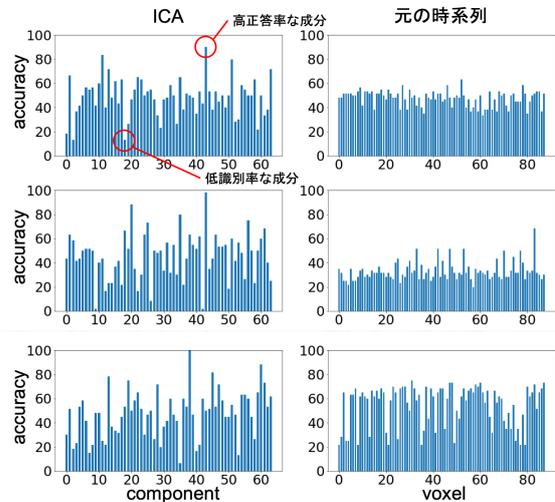


図 2 提案手法による ICA での変換後の時系列を用いた SVM による正答率と従来の時系列による SVM での正答率の比較

学習データに対して FastICA を適用し、64 の独立成分へと変換する。また、その変換行列を用いてテストデータも変換する。変換したデータの各独立成分ごとに時系列幅での特徴ベクトルを作成し、サポートベクトルマシン (SVM) による学習とテストを行い、正答率を求める。これを各試行分それぞれ行う。また、従来手法として ICA を適用していない各ボクセルのデータについても同様に学習、テストを行い、比較する。

## 4 結果と考察

得られた結果の一部を図 2 に示す。左が提案手法によって得られた独立成分ごとの SVM による正答率であり、右が従来手法によるボクセルごとの正答率である。従来手法ではある程度一定である正答率が、ICA を適用した結果、図 2 中にも示しているように、正答率に変化が生まれた。ここで高い正答率であった成分は脳情報デコーディングにおいて有用な成分であるとも考えられ、反対に低い正答率の成分はノイズであるとも考えられる。また、今回は各被験者の各試行内で ICA の変換行列を求めていたが、汎化性能を向上するために共通の変換行列を検討したい。

## 参考文献

[1] Y. Shinomiya, R. Nakayama, and S. Yoshida, "Time-Series Feature Representation on Brain Decoding from Visual Stimuli," IWACIII 2019.