

fMRI を用いた脳情報デコーディングにおける時系列特徴の研究

1215093 中山 梨奈 【 知能情報学研究室 】

Study on Time Series Feature Engineering for Brain Decoding using functional Magnetic Resonance Imaging

1215093 NAKAYAMA, Rina 【 Intelligent Informatics Laboratory 】

1 はじめに

近年、脳活動から人の見ているものや聞いているもの、運動の内容、心の内部状態を推定する脳情報デコーディングの研究が行われている。従来の脳情報デコーディングでは、脳の単一ボクセルにおけるある時刻の脳活動値を特徴とする単変量解析や、脳の複数ボクセルにおけるある時刻の脳活動値のパターンを特徴とする多変量解析によって人の状態推定が行われてきた。これらの解析手法はある瞬間のみの脳活動値に着目しているが、安静時における神経活動の時系列パターン (0.1Hz 以下の振幅) が同期している脳領域を見出す Default Mode Network(DMN) の研究が行われており、脳活動には時間変化が存在することが明らかになっている [1]。

本研究では、安静時以外にも時系列特徴があると考え、脳情報デコーディングにおける時系列解析を提案する [2]。時系列解析では、脳の単一ボクセルにおける脳活動値の時系列パターンを特徴として検討する (図 1)。

2 実験および解析

本研究では、被験者に 2 種類の視覚刺激動画を呈示し、どちらを見ているのかを fMRI により計測された脳活動から推定することで提案手法の有用性を検討する。

2.1 被験者

被験者は、心身ともに健康な大学院生 3 名である (男性 2 名、女性 1 名)。

2.2 実験装置

脳活動計測には高知工科大学が保有する SIEMENS 社の MAGNETOM Prisma(3T) を用いる。撮像法は 64ch ヘッドネックコイルを使用したマルチバンド 2 次元 EPI 撮像法、TR(repetition time) は 1000 ミリ秒、スライス数は 48 枚である。視覚刺激動画呈示には、プロジェクターと MRI 装置内のスクリーンを使用する。

2.3 実験デザイン

視覚刺激タスクとして、図 2 のような 45 度の斜線と図 2 を左右反転した 135 度の斜線が右方向に 1 秒間で 0.5 画面の速さで進む 2 種類の動画を作成した。また、レストとして注視点ありの黒の背景画像を用いる。

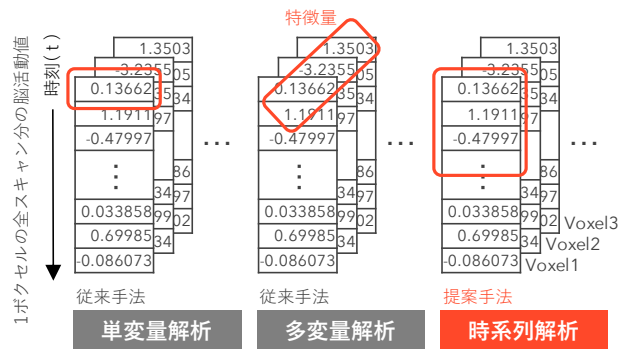


図 1 単変量, 多変量, 時系列特徴

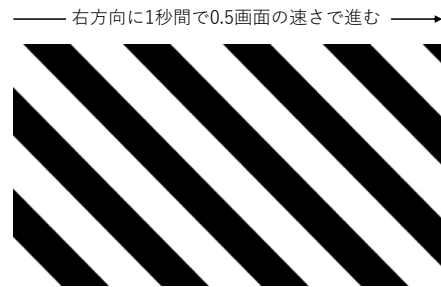


図 2 45 度の斜線動画

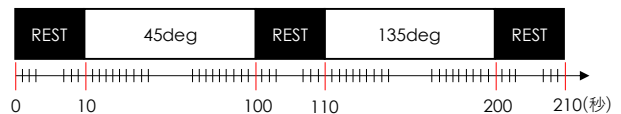


図 3 実験デザイン

被験者には、レストを 10 秒、視覚刺激タスクをそれぞれ 90 秒間ずつ図 3 の順で呈示する実験を 1 試行 (2 試行目)、視覚刺激タスクの呈示順を入れ替えた実験を 3 試行 (1, 3, 4 試行目)、計 4 試行行う。

2.4 前処理およびボクセル情報取得

SPM12 を用いて頭部の動き補正、標準脳への変換、ノイズ除去を行う。本解析では時系列パターンを有するボクセルを特定するためにも、前処理済みの fMRI データから大脳 (ブロードマンエリア (BA), 大脳基底核, 大

脳辺縁系)にあたる全ボクセルを選択する。各ボクセルでは、実験デザインに従って脳の賦活度合いを標準化した Z 値を時系列順に有しており、解析にはレストを除いた視覚刺激タスク時の時系列 fMRI データを用いる。

2.5 特徴抽出

単一ボクセルの脳活動値の時系列パターン特徴を得るために、各ボクセルごとに取得した時系列 fMRI データから時系列幅 $N(=10, 15, 30, 45)$ 秒分の Z 値を抽出する。この際、時系列パターンの始点・終点(位相(phase))の変化によるパターンの変化も学習対象とするよう、特徴ベクトルは $0 \sim N$ 秒の Z 値の組、 $1 \sim (N + 1)$ 秒の Z 値の組、... といったように 1 秒ずつずらして生成する。そのため、生成されるベクトルの特徴量は Z 値の時系列パターン、次元数は N 、データセット数は(全スキャン数- N)+1 となる(1 秒 1 データ)。

2.6 機械学習と精度評価

機械学習には、サポートベクターマシン(SVM)を用いる。推定精度評価には、10 分割の交差検証法を用いる。

3 結果および考察

従来手法として単変量解析と多変量解析、提案手法として“単一ボクセルにおける脳活動値の時系列パターン”を特徴とする時系列解析のそれぞれを用いた時の推定精度を表 1 に示す。単変量解析では、提案手法と同様に脳における全ボクセルごとに推定精度を算出し、最も高かった推定精度を示す。多変量解析では、各ボクセルの Z 値とタスクの間の相関が高いボクセルを K 個選択し、算出した推定精度を示す。 K には、BDTB (Brain Decoder Toolbox) で既定の最大ボクセル数として設定されている 200 と、提案手法の時系列幅 N と同様の 10, 15, 30, 45 を設定した。

どの被験者においても、時系列幅 N を 45 に設定した提案手法の推定精度が最も高かった。提案手法においては、時系列幅 N を 30, 45 に設定した時の推定精度が高く、手時系列幅 N を 10, 15 に設定した時の推定精度は従来手法の推定精度との差がない。これは、DMN では脳活動の時系列パターンには 0.1Hz(10 秒)以下の振幅があるとされていることから、時系列幅 N を 10 秒より長く設定するほど時系列特徴を取得しやすいためであると考えられる。

表 2 には、単変量解析と提案手法は表 1 に示した推定精度を算出したボクセルが含まれる部位、多変量解析は相関が最も高いものとして選択されたボクセルが含まれる部位を示す。また、視覚と関連が予測される部位は太字で示す。

従来の多変量解析では、タスクとの関連が予測される部位に特徴があるとしてボクセルを選択することで解析を行ってきた。表 2 においても、本実験の視覚刺激タスクと関連が予測される部位のボクセルが選択されていた。しかし、提案手法では視覚と関係のない部位のボ

表 1 推定精度

	被験者 A	被験者 B	被験者 C
単変量解析	62.8	72.6	61.9
多変量解析 (K=10)	52.9	32.1	49.7
多変量解析 (K=15)	55.9	50.7	51.3
多変量解析 (K=30)	53.0	47.2	48.7
多変量解析 (K=45)	52.0	43.5	48.6
多変量解析 (K=200)	45.0	36.9	41.3
提案手法 (N=10)	61.0	65.8	56.1
提案手法 (N=15)	63.4	71.8	60.8
提案手法 (N=30)	78.5	85.5	75.4
提案手法 (N=45)	91.1	96.3	88.3

表 2 選択されたボクセルが含まれる部位

	被験者 A	被験者 B	被験者 C
単変量解析	BA22	BA6	BA7
多変量解析	BA17	BA40	BA18
提案手法 (N=10)	BA40	BA37	BA45
提案手法 (N=15)	BA40	BA37	BA47
提案手法 (N=30)	全腹側核	BA38	BA18
提案手法 (N=45)	BA10	脳梁	BA28

クセルや前腹側核や脳梁などの脳機能の中継部位が選択されていたことから、従来手法では着目されないボクセルにも高い精度で推定可能な特徴が存在することが示唆された。

4 まとめ

本研究では、脳情報デコーディングにおける時系列解析を提案し、特徴“脳の単一ボクセルにおける脳活動値の時系列パターン”の有用性を検討した。2 種類の視覚刺激動画呈示時の fMRI データを提案手法と従来手法で解析を行い、どちらを見ているかを推定、精度比較を行ったところ、提案手法の推定精度が最も高い結果となった。このことから、脳活動値の時系列パターンに着目することで、より高い精度で人の状態推定が可能であることが示唆された。また、提案手法ではタスクと関係がないと予測されるボクセルが選択されたことから、従来手法では着目されない脳の部位にも人の状態推定に有用な時系列特徴があることを示した。

参考文献

- [1] 小野田圭一, 山口修平, “安静時 fMRI の臨床応用のための基礎と展望,” 日本老年医学学会誌, Vol.52, No.1, pp.12-17, 2015.
- [2] R.Nakayama, et al., “Topological Data Analysis for Time Series of Functional Magnetic Resonance Imaging,” ISCHIA2018, Tengzhou, Shandong, China, Nov.2-6, 2018.