

安静時 fMRI データからの機械学習を用いた個人属性推定に関する研究

1245124 高橋 慎也 【 知能情報学研究室 】

A Study on Prediction of Personal Attributes from Resting-State fMRI Data Using Machine Learning

1245124 TAKAHASHI Shinya 【 Intelligent Informatics Laboratory 】

1 はじめに

近年、高齢者による自動車運転事故の増加が問題となっており、脳科学的なアプローチとして、脳画像と高齢化や自動車運転事故との関連を調べる研究が進められている。Park ら [1] によると、T1 強調画像によって撮影された加齢による脳の白質病変と交通事故には関連が見られた。つまり、脳構造画像との関連は見られたが、機能画像との関連は確認されていない。また、脳神経活動解析における、安静時の被験者の脳活動を MRI を用いて計測する安静時 fMRI (resting-state fMRI: rs-fMRI) を用いる分野では、タスク時には反応せず、安静時に強い相関を持ちつつ賦活する DMN (Default Mode Network) という脳領域が発見され、アルツハイマー病の患者はこの DMN の活動が健常者に低下することが報告されるなど、認知機能との関連が注目されている。これらのことから、rs-fMRI から脳の加齢による認知機能を調査することで、運転事故への脳科学的な観点から原因の解明が期待されている。そこで、本研究では、rs-fMRI を用いた運転能力の解明に対する前提研究として、rs-fMRI から個人属性として機械学習を用いて性別、年齢の分類を行う。

2 提案手法

本研究では、機械学習を用いた rs-fMRI からの個人属性の推定を提案する。機械学習を行うにあたり、3D データ × 時系列分のサイズがある rs-fMRI は、現状の 3D 脳画像を数枚程度までしか同時に学習することが出来ない計算資源では 4D データとして学習することは難しいため、rs-fMRI データからの特徴抽出を行う必要がある。rs-fMRI の解析においては、脳の部位と部位との時系列的なつながりの指標である機能的結合が主に用いられている。そこで本研究では、被験者個人の機能的結合を rs-fMRI から算出した ROI to ROI (脳の領域同士) の相関をフィッシャー変換した特徴ベクトルとし、それに対して機械学習を用いて個人属性を推定する。また、機械学習アルゴリズムであるロジスティック回帰によって算出した偏回帰係数を用いることで、推定に強く影響を与えた ROI (脳領域) についても調べ、これによって得られた ROI と全ボクセルの相関値の 3D データから

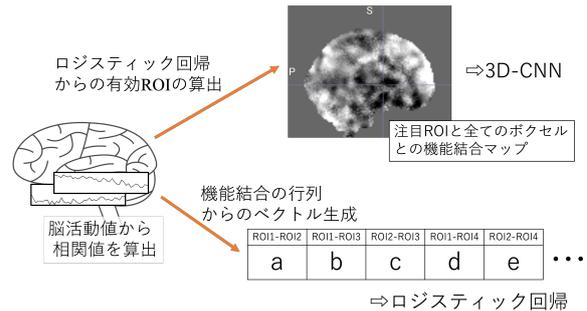


図1 特徴ベクトルの生成とロジスティック回帰・3D-CNN への適用

の 3D-CNN による分類結果についても調査を行う。

3 実験内容

3.1 データセット

本研究では、高知検診クリニックにて撮影された 47 歳から 89 歳の 131 人の被験者の rs-fMRI データを用いる。各被験者の rs-fMRI データは $64 \times 64 \times 40$ ボクセル $\times 100$ スキャンによって構成された時系列データとなっている。また、機械学習のクラスとして、性別は「男性 (84 人)」「女性 (47 人)」の 2 クラス、年齢については、運転免許の更新の際に認知機能検査が義務づけられている「75 歳以上 (60 人)」と「75 歳未満 (71 人)」の 2 クラスに分割した後、それぞれについて特徴ベクトルを用いた機械学習、精度評価を行う。

3.2 前処理および相関行列の取得

本研究の前処理には、fMRI 向けの統計解析ソフトである CONN toolbox を用いる。これを用いて頭部の動き補正、脳画像の標準脳へのリサイズやノイズ除去を行う。

3.3 特徴抽出

rs-fMRI から脳活動解析を行うために、機能的結合を用いた特徴抽出を 2 種類行う。ここでの機能結合とは、ある脳活動と他の脳活動の相関をフィッシャー変換したものとす。フィッシャー変換については次式に示す。

$$Z(i, j) = \tanh^{-1}(r(i, j)) \quad (1)$$

表1 ロジスティック回帰を用いた性別の推定精度

	L1 正則化	L2 正則化	正則化なし
性別推定精度	74.2%	71.0%	61.3%
年齢推定精度	61.3%	54.8%	51.6%

r は ROI 同士の相関行列、 Z はフィッシャー変換を適用した相関係数の行列であり、 i, j はそれらの座標である。1 つ目の特徴抽出法は、ROI to ROI 解析により、脳の全ての ROI 同士の機能的結合を対称行列に格納し、下三角行列を 1 列にリサイズすることで特徴ベクトルとする方法である (図 1)。もう 1 つは、Seed to Voxel 解析によって、全ての ROI について、それぞれ全ボクセルとの機能的結合を 3 次元空間にマッピングしたものを画像として特徴とする方法である。

3.4 機械学習と精度評価

機械学習には、ロジスティック回帰モデルと 3D 畳み込みニューラルネットワーク (3D-CNN) を用いる。データは 31 人の検証用データと 100 人の訓練用データに層化抽出し、100 人のデータで層化抽出 5 分割交差検証によってパラメータ探索を行い、全ての訓練用データで学習した結果を検証用データで検証する。ロジスティック回帰のモデルとして、L1 正則化、L2 正則化、正則化なしの 3 つを行う。また、正則化のパラメータ C は交差検証で求めている。

ロジスティック回帰による偏回帰係数から識別に有用な情報に関わる ROI を特定し、その ROI を Seed とした機能的結合の 3D マップに対して 3D-CNN を用いて学習する。相関マップに 3D-CNN を適用するのは、相関の強弱をパターンとして属性の判別に活かすことを意図しているが、全てのボクセルパターンの組み合わせは膨大になるため、脳機能局在性から局所的なパターンのみに限ることも有効と考え 3D-CNN を用いた。

4 結果・考察

表 1 に推定精度を示す。L1 正則化の偏回帰係数の絶対値を相関ごとに算出し、その相関に関わる ROI ごとに偏回帰係数の絶対値の総和を算出した。性別、年齢についてその結果が高かったそれぞれ 3 つの ROI とそれらを Seed とした機能的結合の 3D マップに対する 3D-CNN の精度を表 2、表 3 に示す。

性別、年齢のそれぞれにおいて、ロジスティック回帰の中でも L1 正則化を行うモデルが最も性能が高い。これについては、特徴ベクトルの次元数が 13366 次元と大きいことから、特徴ベクトルがスパースになるように学習を行った結果、性別でおよそ 98%、年齢ではおよそ 78% の次元を削減できており、これによって高い精度が得られたと考えられる。

ロジスティック回帰モデルの偏回帰係数によって得られた結果では、性別に関わる偏回帰係数の絶対値の総和

表2 性別の推定に関わる偏回帰係数の絶対値の総和が高い ROI と CNN の精度

	pMTG(R)	Caudate(R)	FOrb(R)
絶対値の和	9.26	6.66	6.39
精度 (CNN)	48.4%	77.4%	71.0%

¹ 中側頭回 (右) ² 尾状核 (右) ³ 眼窩前頭皮質 (右)

表3 年齢の推定に関わる偏回帰係数の絶対値の総和が高い ROI と CNN の精度

	Vermis 10	Brain-Stem	sLOC(R)
絶対値の和	9.26	6.66	6.39
精度 (CNN)	54.8%	54.8%	64.5%

⁴ 小脳虫部の一部 ⁵ 脳幹 ⁶ 外側後頭葉の上部 (右)

が高い ROI には、ヒトの恋愛に関係があるとされる尾状核や、女性に比べて男性が有意に活発であるとされる視覚情報を統合する領域である眼窩前頭皮質 [2] が含まれていることから、男女の性差に関わる部位があるとともに、中側頭回などの、一般には性差とは関連が認められないとされる部位にも、性差との関連がみられた。また、年齢においても、大脳に比べて加齢による影響は小さいとされる小脳や脳幹が含まれていることから、サイズの変化には現れない脳活動の変化が示唆された。3D-CNN による結果でも、個人属性との関連の高い ROI からの相関マップ画像で識別できることがわかった。

5 まとめ

本研究では、rs-fMRI データから算出した機能的結合を特徴ベクトルとした機械学習による個人属性の推定を提案した。複数のロジスティック回帰モデルによる検証を行った結果、多次元ベクトルとなった特徴ベクトルに対して、L1 正則化を用いることで個人属性がある程度の精度で推定できることが示唆された。また、偏回帰係数の調査とそれに関連した 3D-CNN により従来から性別、年齢に関連しているとされている脳領域についての説を裏付けるとともに、その他の部位にもそれらの個人属性の推定に対して有用である特徴が存在することを示した。

参考文献

- [1] K. Park et al. Aging brains degrade driving safety performances of the healthy elderly. *Front. Aging Neurosci.* doi:10.3389/fnagi.2021.783717, 2022.
- [2] Arthur Aron et al. Reward, motivation, and emotion systems associated with early-stage intense romantic love. *J Neurophysiol.* Vol.94, No.1, pp.327-37, 2005.