3D-CNN を用いた拡散テンソル画像からの個人属性推定に関する研究

1245133　新 田 雄 一 郎　【 知能情報学研究室 】

A Study on Personal Attribute Prediction from Diffusion Tensor Image Data Using 3D-CNN

1245133　Nitta Yuichiro　【 Intelligent Informatics Laboratory 】

1　はじめに

医用画像認識は，病変の検出や認識を目的として発展し，近年は機械学習やニューラルネットを使ったものも多い．病変の検出のみでなく，健常者の状態や属性，特性，将来の病気の予測などへの活用も試みられている．本研究では脳 MRI 構造画像のうち，拡散テンソル画像 (DTI) に対して機械学習を用いた個人属性推定について識別器の性能について議論する．DTI は，各ボクセルが多数の方向成分として拡散の大きさを持ち T1, T2 強調画像と比較して多くの情報を含んでいる．しかし，T1 強調画像などの MRI 脳構造画像では，3 次元畳み込みニューラルネットワーク (3D-CNN) を用いた研究が行われているが，DTI は 4 次元データであるため，3D-CNN に直接入力することはできない問題点があり，機械学習での研究はあまり行われていない．そこで本研究では，DTI による個人属性推定能力を明らかにすることを目的に DTI の拡散異方性画像・トラクトグラフィー統計値における機械学習を用いた推定結果を比較する．DTI に対し前処理を行い，拡散異方性情報に着目する 3 次元画像と DTI を用いて生成されるトラクトグラフィーの統計値の生成を行う．これらを特徴量とし，機械学習による識別を行う．

2　提案手法

本研究では，性別・年齢を識別する対象の属性とする．これらを拡散テンソルから推定するために，次の 3 つの手法を提案する．(a)DTI の 16 方向の成分を 3D-CNN の 16 のチャンネルに直接入力による推定，(b)DTI に対して FSL 前処理を行った固有値・固有ベクトル画像を用いた 3D-CNN による推定，(c) 脳の 56 種類の関心領域ごとにおけるトラクトグラフィー統計値を用いたサポートベクトルマシン (SVM) とロジスティック回帰による推定の 3 種類の識別モデルを提案する．本研究で用いる DTI は被験者ごとに 3 次元の脳構造像画像が 16 枚ある．3D-CNN においてそれぞれの拡散方向の画像を 16 の異なる入力チャンネルに格納することで学習を行う．モデル (b) での入力画像においても 3 次元の構造画像に加えて方向成分を持った画像があり，DTI と同様に入力チャンネルに格納することで学習を行う．これらの識別モデルのデータの流れを図 1 に示す．

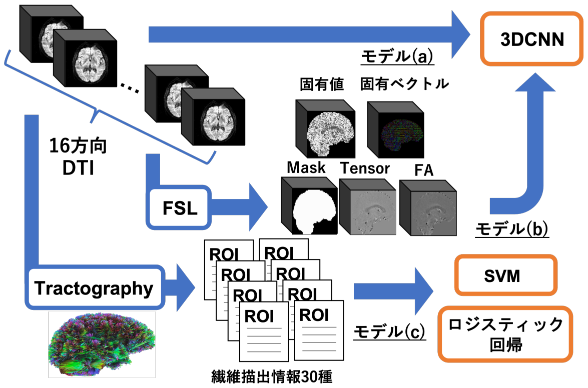

図 1　提案する 3 つの識別モデルのデータフロー

3　実験

3.1　データセット・前処理

本研究では IXI データセット [1] に含まれる 20〜86 歳の 388 枚の DTI を用いる．性別は「男性 (175 名)」「女性 (213 名)」の 2 クラス，年齢は「55 歳未満 (189 名)」「55 歳以上 (199 名)」の 2 クラスに分けて学習を行う．

3D-CNN に入力する画像として，FSL の脳領域抽出・過電流歪み補正・DTI 固有値, 固有ベクトルの算出の前処理を行い出力された Mask・各固有ベクトル・各固有値・拡散係数値・部分異方性による FA(Fractional Anisotropy) 値画像に加えて，DTI のオリジナルデータの 10 種類の脳画像を用いる．SVM・ロジスティック回帰には 56 の関心領域 (ROI) におけるトラクトグラフィー統計値を入力とする．統計値は DSI-studio による Shape-analysis[2] に従い，トラクトグラフィーに関するトラッキング統計・形状特徴情報を出力する．各データにおいてトラッキングの信頼性が低いと判定された部位は描出されず，統計情報も存在しない．全被験者に対して DSI-studio による処理を行った結果，統計値データを出力される ROI が被験者によって異なったため，各 ROI での被験者総数は異なる．

3.2　実験手順

3D-CNN における入力画像のボクセル値は各画像で被験者ごとに標準化を行う．最適化手法は Adam，SGD,

学習率は 10^{-1}〜10^{-3} を対象に交差検証法を用いて学習を行い，得られた平均が最も良いものを推定モデルの性能とする．トラクトグラフィー統計値では DSI-studio による処理によって生成される 30 種類の説明変数をデータセット全体において標準化を行う．SVM・ロジスティック回帰に対して交差検証法とグリットサーチを用いて各 ROI におけるモデル最適化を行う．SVM では linear，sigmoid，degree は 1〜3，gamma は 1/特徴数，10^{-2}，10^{-3}，ロジスティック回帰では正則化方法は L1，L2，Elasticnet，正則化係数は 10^{-10}〜10^{10} を対象に行う．全手法の性能評価として判別率を用いる．

4 結果・考察

モデル (a), モデル (b) に 5 分割検証法を行い，識別精度の高い上位 5 画像の結果を表 1 に示す．年齢・性別共にモデル (a) の識別率が高い結果となった．年齢では DTI と同等に Tensor 画像の識別率が高い結果となった．Tensor 画像は拡散テンソルにおける拡散係数を示しており，テンソル単位において年齢の違いがあると考える．性別においては DTI に続いて，FA 画像と L1 画像の識別率が高い結果となった．FA は拡散テンソルの異方性の強さを示す指標であり，L1 は FA を構成する拡散テンソルの固有値を指す画像であるため，男女において拡散テンソルの異方性の大きさに違いがあると考える．Mask 画像のみでも 70%の識別率を示しており，脳の大きさも結果に影響するが，性別・年齢ともに DTI 画像ではそれより 10 ポイント近く識別率が高いため，属性固有の情報が含まれると考える．さらに年齢ではトラクトグラフィーの結果も DTI に近い情報を含むと考える．SVM・ロジスティック回帰による年齢の識別精度の高い上位 5 部位の結果を表 2，性別の識別精度の高い上位 4 部位の結果を表 3 に示す．年齢では右側脳弓，左側脳弓，左側海馬帯状束，性別では右側後頭束，右側皮質延髄路に対して両手法で高い識別率を示した．ロジスティック回帰で識別率の高かった ROI の標準化偏回帰変数が大きい説明変数を示す．年齢モデルの左側海馬帯状束，右側脳弓，性別モデルの右側後頭束，海馬頭頂部帯状束では突出した値は見られなかった．年齢では左側脳弓の直径・繊維終端の面積・半径で-2.21，4.37，-2.34，性別では右側皮質延髄路のトラクト数・繊維終端の面積で 2.38，-4.26 となった．学習にかかる時間は，モデル (a) では 6〜7 時間，モデル (b) は約 2 時間，モデル (c) では約 5 分となった．3D-CNN を用いたモデル (b) はモデル (a) と比較して約 1/3 倍で学習を行え，モデル (c) では GPU を必要とせず学習ができ，モデル (a) と同程度の識別率を出すことができた．

表 1 3D-CNN5 分割交差検証法結果 (%)

	DTI	Mask	FA	L1	Tensor
Age ave.	80.2	73.2	70.0	76.1	80.7
std.	4.52	3.81	5.04	4.08	4.40
Gender ave.	88.9	78.5	82.2	82.6	78.1
std.	2.6	4.82	3.77	2.76	3.63

表 2 年齢の平均識別精度 (%) が高かった上位 5 部位と該当部位でトラクトグラフィーが算出された被験者数 (N)

SVM	FR*1	FL*2	CPL*3	UFR*4	SLF1L*5
Acc	87.5	85.7	82.4	75.9	73.5
Subject	36	66	85	143	168
Logistic	CPL	FR	FL	CCB*6	SLF1L
Acc	88.2	87.5	78.6	76.9	73.5
Subject	85	36	66	195	168

(*1: 右側脳弓,*2: 左側脳弓,*3: 左側海馬帯状束,*4: 右側鉤状束,*5: 左側上縦束 1,*6: 脳梁)

表 3 性別の平均識別精度 (%) が高かった上位 4 部位と該当部位でトラクトグラフィーが算出された被験者数 (N)

SVM	IFOFR*1	CPPR*2	CbTR*3	TRSR*4
Acc	76.7	71.4	70.0	70.0
Subject	83	101	48	350
Logistic	IFOFR	VOFL*5	CbTR	CbTL*6
Acc	76.5	72.7	70.0	66.7
Subject	83	53	48	30

(*1: 右側後頭束,*2: 海馬傍頭頂部帯状束,*3: 右側皮質延髄路,*4: 右側視床下部放射線上級,*5: 左側垂直後頭葉,*6: 左側皮質延髄路)

5 まとめ

本研究では DTI を用いて白質の拡散異方性情報による性別・年齢の個人属性推定を 3D-CNN，SVM，ロジスティック回帰の機械学習を用いて行った．3D-CNN では異方性情報を持った画像が Mask 画像より高い識別率であるため，異方性情報を用いることでより高精度に性別・年齢を推定することができる．また，DTI をそのまま入力した場合と同程度の識別率を FSL 処理画像やトラクトグラフィー統計値から出すことができ，計算コストを少なく学習できることがわかった．ただし，特徴抽出に必要な時間が別途 (b):1 分 (c):6 時間/画像かかる．また，トラクトグラフィーは被験者により描出される場所が異なるため，学習器で必要な部位が描出されないデータでは，識別ができないという問題があり (信頼性が低ければ描出自体は可能)，今後の研究が必要である．

参考文献

[1] Biomedical Image Analysis Group. IXI-Dataset.

[2] Fang-Cheng Yeh. Shape analysis of the human association pathways. *bioRxiv*, 2020.