

MRI 脳画像の前処理方法の違いによる男女識別精度の比較

1210352 西森 渉

【 知能情報学研究室 】

1 はじめに

近年、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network:CNN) を用いた MRI 脳画像からの個人属性を推定する研究が活発に行われている。文献 [1] では MRI で撮像された頭部全体画像と、そのスライス数の不足を画素値が 0 のもので埋めた画像、SPM により灰白質をセグメンテーションした画像、Broadmann Area で定義された各部位の画像の 4 種類を用いた。その結果、男女を最大 97%の精度で識別できたとされる。脳構造画像の前処理は様々な手法が提案されており、これらの前処理が与える影響は未解明な部分が多い。

そこで、本研究では FSL を用いた頭部全体画像と異なる前処理 14 種類を適用した画像を対象に識別し、前処理の内容が識別に与える影響を明らかにする。

2 検証実験

2.1 データセット

28 歳から 91 歳の脳ドック検診者 (男性:530 人, 女性:470 人, 平均年齢:59.8 歳) の MRI 脳画像を用いる。この脳画像に FSL を用いて前処理を行う。

2.2 提案手法

前処理は T1 強調画像をもとに FSL を用いて行い、その方法はトリミング (図 1:T1)、セグメンテーション、全脳の抽出、MNI 空間への線形・非線形レジストレーション (図 1:MNI 非線形出力) 等である。また、MNI 空間への出力前後の脳部分のマスク画像 (図 1:T1 マスク, MNI マスク) を用意する。更に非線形レジストレーションの変形場の画像 (図 1:MNI 変形場) を生成する。

前処理後の画像のうちスライス数が異なるものについては、スライス数の中央値 (165, 256, 181) と最大値 (195, 256, 181) でリサイズを行う。これらの合計 23 パターンの画像で男女識別精度の差を比較する。

2.3 推定モデル

推定モデルは文献 [1] で提案された 3DCNN モデルに、文献 [2] を参考にし過学習防止のため Batch Normalization と Drop Out を加える。エポック数は 150 とし、モデルの評価は Accuracy, 最適化手法には Adam, 損失関数は MAE, 活性化関数は ReLU 関数を使用する。



図 1 男女識別に用いた脳画像の一部

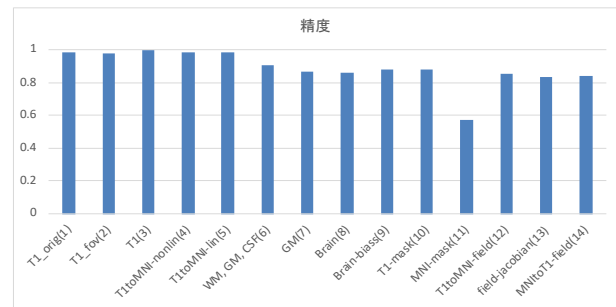


図 2 14 種類の精度比較

3 実験結果・考察

本研究に用いた脳画像の中で高精度だったものと、これまで試されていない脳画像を図 1 に示す。また 14 種類の各精度を図 2 にまとめる。

実験の結果、T1 画像が最も高く 99.5%の精度で男女を識別できた。またリサイズ処理による精度差は見られなかった。MNI 非線形出力画像においても、98.5%と高精度で男女を識別できた。図 2(1)-(5)、は頭部全体画像で、(6)-(8) はセグメンテーション、抽出を行なった画像である。これらの精度差から文献 [1] で示されたように、頭蓋骨の有無が男女識別に寄与する可能性がある。

T1 マスク画像と、MNI マスク画像で男女識別精度に差が見られた。これらの画像では、スライス数、脳の大きさ等の形状が異なっている。これより脳の大きさが男女差に寄与する可能性が示された。また T1 マスク画像で中央値と最大値によるリサイズ処理を行い男女を識別したが、精度の差は 2%で、スライス数の違いが男女識別に与える影響は少ないと予想される。

また MNI 変形場画像では男女を 85%の精度で識別できた。これより男女差には脳の局所的な特徴が寄与する可能性があると考えられる。しかし本研究ではその部位の特定等はできておらず、今後それについて調査する。

4 おわりに

本研究では、T1 強調画像をもとに FSL を用いた前処理を行った。その結果、最大 99.5%の精度で男女を識別できた。また T1 マスク画像でも 86%の精度で男女を識別し、MNI 変形場画像からも 85%で識別できた。これから男女の差に寄与する脳の特徴について示した。

参考文献

- [1] 笹谷健文, “機械学習による脳構造 MRI からの個人属性の推定,” 高知工科大学修士論文, 2019.
- [2] J. Bjorck, et al., “Understanding Batch Normalization,” Cornell University, Nov, 2018.