

MRI脳画像からの深層学習による年齢推定モデルの精度向上

1220394 吉田 翔真

【 知能情報学研究室 】

1 はじめに

MRI脳画像から畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network:CNN) を用いた個人属性の推定が盛んに行われている。先行研究 [1] では高知検診クリニック (KC) のデータを対象に年齢推定を行ったが、年齢をデータ全体の平均値で推定し、推定された年齢と実年齢の差は8歳前後であった。先行研究 [2] では使用するデータの年齢分布に問題があると考え、データ分布の補正を行ったが精度向上は見られなかった。しかし、文献 [3] では用いるデータが異なり、ばらつきもあるが推定された年齢と実年齢の誤差が4.34歳、相関が0.96と高精度で推定されている。

本研究ではKCデータを対象に、文献 [3] を参考に推定モデルを改良することで推定精度の向上を目標とする。

2 提案手法

2.1 データセット

30歳から79歳の高知検診クリニック脳ドック検診者355人(男性206人、女性149人)のMRI脳画像をデータとして用いる。使用する画像は頭部全体画像からセグメンテーションされた灰白質画像を用いる。

2.2 推定モデル

推定モデルは文献 [3] で提案されたモデル、そのモデルに対し、FlattenをGlobalAveragePooling3D (GAP) に変えたもの(提案法1)、自作モデル(提案法2)の3種類を使用する。自作モデルは入力層、中間層5層、出力層の7層で構成されている。損失関数には平均絶対誤差(MAE)、最適化手法にはAdamを用いる。学習回数は200回とし、モデルの評価をMAEで行う。また、最終的なモデルの評価は5分割された交差検証で行う。

3 実験結果・考察

表1より先行研究に比べて全てのモデルで実年齢と推定された年齢の差が小さくなった。特に文献 [3] を参考にFlattenをGAPに置き換えた提案法1が誤差6.28歳と一番精度が良く、次に提案法2が6.74歳と精度が良かった。また図1より先行研究 [1] で問題とされていた年齢を平均値で推定するという問題も解決され、実年齢付近での推定が多く見られた。先行研究 [2] では推定年齢と実年齢の相関が0.29であったが、提案法1で0.67、提案法2で0.66と相関があると言える。

この結果より、年齢推定には推定モデルの問題があると考えられる。Flattenを使用した文献 [3] のモデルとGAPを使用した提案法1では実年齢と推定された年齢の差が2.5歳ほどあった。FlattenはDropoutがないとオーバーフィッティングを起こしやすいが、GAPは最

表1 各モデルの年齢推定の平均絶対誤差 (MAE)

	先行研究	文献 [3]	提案法1	提案法2
MAE	8.96	8.73	6.28	6.74

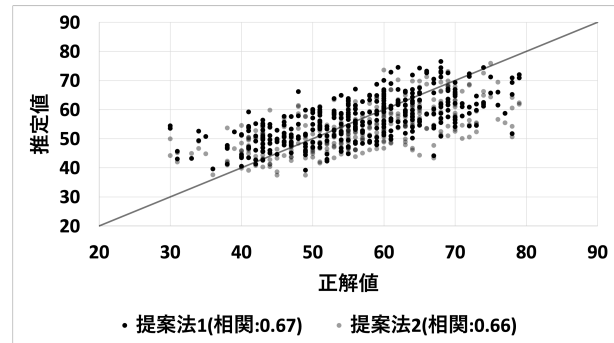


図1 提案法1, 提案法2の年齢推定の散布図

適化するパラメータがなく、オーバーフィッティングを避けることができるため、GAPの方が精度が良くなったと考えられる。同様に提案法2でもGAPを使用しているため、提案法1に次ぐ形で結果が良くなったと考えられる。

4 おわりに

本研究では、年齢推定の精度向上を目標とし、CNNを用いて年齢推定を行うモデルの改良を行った。実験の結果、用いたモデル全てで先行研究 [2] を上回る精度で年齢を推定することができた。また、先行研究 [1][2] で問題となっていた平均値付近で年齢を推定していた問題も解決し、相関0.67で推定することができた。このことから年齢推定を行うには推定モデルの影響が大きいことがわかった。Flattenを使用したモデルとGAPを使用したモデルでは計算リソースの違いからGAPを使用したモデルの方が実行時間が短かった。文献 [3] とはデータ数や分布が異なるため一概に比較できないが、今後データ数が増加する事で精度が上がるものとする。

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] 元木拓実, “MRI脳画像からの年齢推定に向けたデータ分布補正,” 高知工科大学学位論文, 2020.
- [3] J.H.Cole, “Predicting brain age with deep learning from raw imaging data results in a reliable and heritable biomarker,” NeuroImage, Vol.163, 2017.