

MRI 脳画像からの年齢推定に向けたデータ分布補正

1200370 元木 拓実 【 知能情報学研究室 】

1 はじめに

近年、医療分野において畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を用いた医用画像の分析が活発に行われている。その中でも MRI 脳画像から推定される年齢と実年齢の差異は、脳の病変が影響していると考えられている [1]。しかし、データの年齢分布がある場合、全てのデータを比率の高い年齢層として推定してしまう問題がある [2]。

本研究では、MRI 脳画像からの年齢推定の精度はデータの年齢分布に影響されると考え、データ分布を補正することで年齢推定の精度向上が可能であるか検証する。

2 先行研究

文献 [1] では MRI 脳画像から灰白質をセグメンテーションした画像を用いて年齢推定をした。この研究では、平均年齢 66.09 ± 10.76 歳の訓練データに対して少ないデータは画像変換によるデータ増加、多いデータはデータ除去をすることでデータの偏りをなくし、推定モデルが偏ったデータばかり学習することを回避している。その結果、平均絶対誤差 (MAE) $= 4.45 \pm 3.59$ 歳の精度で年齢推定ができています [1]。

この研究から、灰白質画像から年齢に関する情報が得られると考え、本研究では入力画像として灰白質画像を使用する。また、訓練データを複製することで年齢分布を補正する方法を提案する。

3 検証実験

3.1 データセット

22歳から85歳の364人の健康な脳ドック検診者(男性157人、女性207人、平均年齢 56.55 ± 11.11 歳)のMRI脳画像をデータとして用いる。また、使用する画像は3次元画像であり、T1強調画像からセグメンテーションされた3次元の灰白質画像を用いる。

3.2 提案手法

本研究では、訓練データを複製することで年齢分布を補正する方法を提案する。データ補正なしでは20代と80代のデータが少なく、推定モデルが学習できない可能性があるため20代と80代のデータを除去する。その後、年齢分布を表1の階級にし、訓練データの中で最も度数が多い階級と同じ度数になるように複製する。

3.3 推定モデル

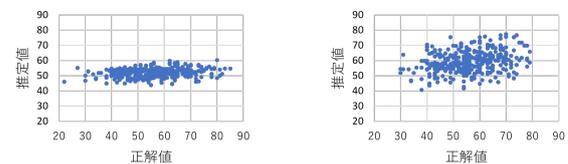
推定モデルは文献 [2] で提案された3DCNNモデルに対して、過学習を防止するためにBatch NormalizationとDropoutを加えたものを使用する。損失関数にはMAE、活性化関数にはReLU関数、最適化手法には

表 1: 年齢の度数分布表

年齢	30-35	36-41	42-46	47-52	53-57
度数	8	22	42	55	65
	58-63	64-68	69-74	75-79	Total
	67	50	35	11	355

表 2: 年齢推定精度

	1回目	2回目	3回目	4回目	5回目	Ave.
補正なし	11.73	8.17	8.91	9.28	10.06	9.63
提案手法	7.37	13.30	9.17	8.22	6.76	8.96



(a) 補正なし (相関: 0.21) (b) 提案手法 (相関: 0.29)

図 1: 年齢推定の推定値と正解値の散布図

Adamを用い、epoch数は100とする。また、モデルの評価にはMAEを用いる。

最終的なモデルの評価としては、データのばらつきによる評価値の変動を避けるために5分割交差検証法を用いて5回モデルを学習し、算出された評価値の平均値により評価する。

4 結果と考察

表2より、補正なしと比較して提案手法のMAEは0.67歳低くなった。また年齢推定の散布の図1より、補正なしと提案手法を比較すると提案手法は幅広い年齢層で推定値を返すようになった。

この結果より、提案手法では比率の高い年齢層を推定してしまう問題が解消されたと考えられる。しかし、比率の高い年齢層の推定値と正解値の差が大きくなったため、複製したデータを過学習したと考えられる。

参考文献

- [1] J.Wang et al. "Gray Matter Age Prediction as a Biomarker for Risk of Dementia." PNAS, Vol.116, No.42, pp.21213-21218, Oct 2019.
- [2] S.Yoshida, Y.Shinomiya, T.Sasatani and K.Park. "Prediction of human characteristics from brain structural MRI using CNN." In ISFT, Aug 2019.