

MRI 脳画像からの CNN による年齢推定モデルの説明性

1265111 吉田 翔真 【 知能情報学研究室 】

Explainability of Age Estimation Model Using CNN from Brain MRI Images

1265111 YOSHIDA, Shoma 【 Intelligent Informatics Lab. 】

1 はじめに

近年, Convolutional Neural Network (CNN) を用いた画像認識による医療診断支援システム Computer-Aided Diagnosis (CAD) の研究が盛んである. CNN の分類結果の判断には, 分類に寄与する領域を可視化する Class Activation Map (CAM) が用いられている. しかし分類に寄与した領域のみでは説明が不十分であり, 形状の違いや特徴を獲得する必要があると考えられる.

そこで本研究では, 脳構造画像の年齢の判別を行う CNN モデルに対して, 敵対的生成ネットワーク (GAN) を適用し, 分類に寄与した領域の形状の違いや特徴を獲得する手法を提案する. 本研究では使用する GAN モデルとして画像の相互変換が可能な CycleGAN を用い若年層と老年層の脳画像の変換を行う. 変換した画像から老年層と若年層の脳画像の違いを明らかにする. また, 変換した画像を元に年齢推定を行い, 変換の有効性を検証する.

2 関連研究

本研究で用いる CycleGAN と CAM ベースの可視化手法について説明する.

2.1 CycleGAN

CycleGAN[1] は Jun らによって提案された教師なしの画像変換モデルである. CycleGAN はトレーニングサンプル $\sum_{i=1}^N x_i$ となる $x_i (x_i \in X)$ および $\sum_{j=1}^N y_j$ となる $y_j (y_j \in Y)$ が与えられた際, X と Y のドメイン間のマッピング関数を学習する. そのためマッピング関数は $G: X \rightarrow Y$ と $F: Y \rightarrow X$ の 2 種類存在する. また敵対的な識別器として D_x と D_y を持つ. D_x は画像 $\{x\}$ と変換された画像 $\{F(y)\}$ の間を区別し, D_y は画像 $\{y\}$ と変換された画像 $\{G(x)\}$ の間を区別する.

CycleGAN は Adversarial losses と Cycle consistency losses の 2 つの損失関数から構成される. Adversarial losses は X から Y への変換を行う際, X と Y の分布を一致させるための損失関数であり, Cycle consistency losses は変換後のデータを元のデータに戻す際, 変換前のデータと一致させるための損失関数である.

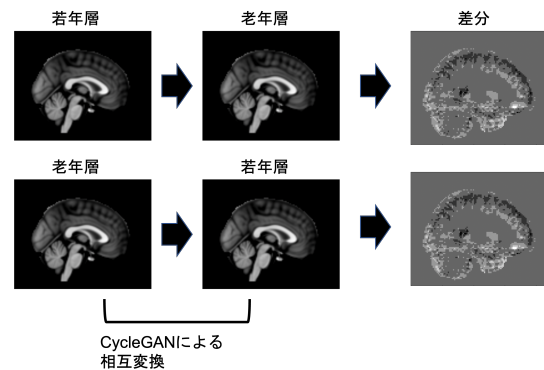


図 1: CycleGAN[1] による画像変換と差分による説明性

2.2 CAM ベースの可視化手法

CNN の分類に寄与する部位の可視化手法として CAM ベースの手法がある. CAM では学習したモデルの最終層から重みや勾配を用いて分類に寄与した領域を特徴マップとして算出する. しかし, CNN ではモデルの内部で特徴マップを縮小するため空間情報が失われており, 具体的な領域を可視化できない問題や最終層からの重みが特徴マップの重要度を正しく評価できていない問題が挙げられる.

3 提案手法

本研究では CNN の分類に寄与する領域の形状やパターンの違いの獲得を目標とし, CycleGAN による変換の差分を用いた手法が提案されており [2], 年齢の差における形状やパターンの違いの獲得を目標とし本手法を適用することを提案する. まず CycleGAN を用いて画像の相互変換を学習する. そして得られた変換結果から変換前後の差分の画像を作成し, 形状やパターンの違いを捉え, CNN の分類に寄与する領域を特定する. また, 変換の有効性を確認するために相互変換された画像を用いて学習済みの CNN による分類を行う.

4 実験

本研究では Imperial College London[3] で提供されている MRI 脳画像のうち, 線形変換で標準脳にレジスト

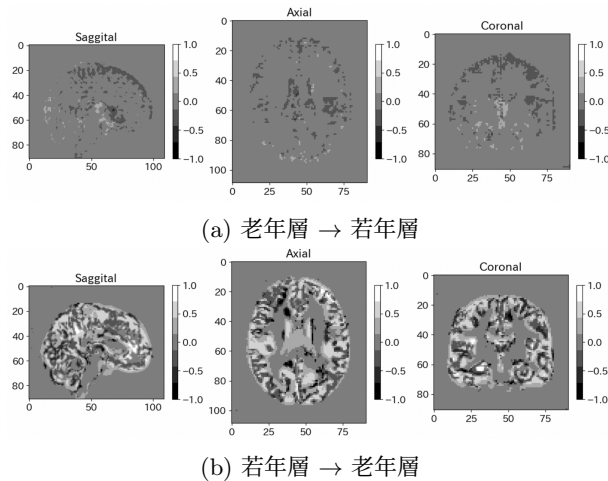


図 2: 変換前画像と変換後画像の平均画像の差分

レーションし、灰白質のみを抽出した T1 強調画像を用いる。データセットは老年層と若年層の 2 組のデータセットを用意し、若年層を 45 歳未満、老年層を 50 歳以上としてグループ分けする。45 歳以上 50 歳未満の画像は判別境界付近のデータであるため除外する。データセットの数として若年層、老年層ともに学習用に 183 枚、テスト用に 50 枚の脳画像を使用する。このデータセットを使用し若年層と老年層の相互変換を行う。

5 実験結果

5.1 CycleGAN による変換結果

CycleGAN による若年層と老年層の相互変換結果として変換前後の差分画像を作成し図 2 が得られた。老年層から若年層への変換では前頭前連合皮質や前頭眼野、補足運動野、一次運動野の領域が増えたことが確認できる。若年層から老年層への変換では前頭葉、頭頂葉の領域が減少している。増加した部位としては側頭葉や小脳が確認できる。

図 3 は生成された画像の差分画像と CAM による分類の可視化を比較したものである。CAM を用いた手法では領域内がヒートマップで示されているため、詳細な情報を得ることはできない一方、差分画像からは変化した部位の詳細な領域を得ることができた。

5.2 変換後画像の年齢推定

若年層 → 老年層、老年層 → 若年層と相互変換を行った画像を用いて年齢推定を行った結果、表 1 が得られた。老年層から若年層への変換では 2 人、若年層から老年層への変換では 17 人誤分類しているが CycleGAN が老年層と若年層の脳画像を相互変換していることが確認できる。

6 考察

本研究では老年層と若年層の脳の構造の違いを確認するために CycleGAN を用いて画像の相互変換を行ったが変換前画像と変換後画像の差分を見ると変化して

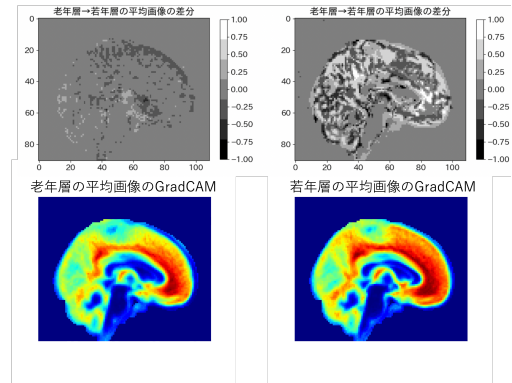


図 3: 差分画像と GradCAM の比較

表 1: 変換前後の分類結果の混同行列

		分類結果			
		変換前		変換後	
		老年層	若年層	若年 → 老年	老年 → 若年
ラベル	老年層	170	13	181	2
	若年層	4	179	17	166

いる部位の詳細な情報が確認できた。これは CAM ベースの説明性と異なり、詳細な違いを見ることができたため説明性の向上につながっていると考えられる。また変換後の画像を用いた年齢推定でも正しく分類されることが確認できた。これにより CycleGAN による相互変換の有効性を確認することができた。

7 まとめ

本研究では CNN の説明性の向上のため、CycleGAN を用いた分析手法の提案、検証を行った。差分画像から変換前後の領域の違いを確認することができた。変換後の画像を用いた分類で、変換後のデータの有効性についても確認することが出来た。

参考文献

- [1] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, and Alexei A. Efros. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. In *ICCV*, Oct 2017.
- [2] Shinichi Yoshida Yasuyuki Tsutsui. Analysis of trained convolutional neural network using generative adversarial network. In *IWACIII*, 2021.
- [3] Imperial College London Biomedical Image Analysis Group. Ixi dataset – brain development, 2022. <https://brain-development.org/ixi-dataset/>.