# MRA画像を用いた脳動脈瘤検出における 3D-ResNet の優位性

Advantages of 3D-ResNet in Cerebral Aneurysm Detection using MRA Images

横田 元\*2 寺崎 優希 \*1 向井 宏樹 \*2 山内 昌磨 \*2 黒澤 降那 \*3 太田 永二\*3 Joji Ota Yuki Terasaki Hajime Yokota Hiroki Mukai Shoma Yamauchi Ryuna Kurosawa 堀越 琢郎\*2 森康久仁\*4 須鎗 弘樹\*4 Takuro Horikoshi Yasukuni Mori Hiroki Suvari \*2千葉大学 医学部附属病院放射線科 \*1千葉大学大学院 融合理工学府 情報科学コース Graduate School of Science and Engineering, Chiba University Dept. Radiology, Chiba University Hospital \*3千葉大学 医学部附属病院放射線部 \*4千葉大学 大学院工学研究院 Dept. Radiology, Chiba University Hospital Graduate School of Engineering, Chiba University

Cerebral aneurysms are the preliminary stage of serious diseases such as subarachnoid hemorrhage, and it is required to discover them as early as possible in advance. Several studies to automatically detect cerebral aneurysms from MRA images have been proposed, and recently aneurysm detection using CNN has been also extensively undertaken. In some previous studies, two-dimensional images applied the maximum intensity projection (MIP) method to the MRA images were used as input to the CNN. In this study, we take three-dimensional voxels as input for ResNet-based CNN to detect cerebral aneurysms, and compare its sensitivity with conventional 2D-input network. As results of some experiments, we found that our 3D-input network can archive higher advantages in its sensitivity over the 2D-input network.

## 1. はじめに

脳動脈瘤はくも膜下出血と呼ばれる重大疾患の主要因であり, 医師の診断による早期発見が求められる.現場の医師は,診断の 初期段階においては磁気共鳴血管画像(Magnetic Resonance Angiography; MRA)に対して最大輝度値投影法(Maximum Intensity Projection; MIP)と呼ばれる画像処理手法が適用 された画像を見て,脳動脈瘤を探す.MRA 画像に MIP を適 用することで脳動脈を強調した画像が得られるが,このような 画像の細部を見て脳動脈瘤を探す作業には多くの時間を要し ている現状がある.こうした医師の診断を手助けするために, MRA 画像から脳動脈瘤を自動で検出する試みはこれまでにい くつか提案されている.

近年では機械学習手法の一つである畳み込みニューラルネッ トワーク(Convolutional Neural Networks; CNN)を用いて, 人手で設計した特徴量を用いることなく脳動脈瘤を検出する 研究が行われており,高い精度で脳動脈瘤を検出できることが 報告されている.[Nakao 18]では,医師による診断で用いる 画像と同様に,MRA 画像に対して様々な角度から MIP を適 用し連結した 2 次元画像を CNN への入力データとして与え ているが,動脈の屈折点に隠れた瘤は映らないこと,連結した 2 次元画像の接続点に不要な情報が存在することといった問題 がある.

本研究では CNN をベースとしたネットワークに対し,3次 元ボクセルで学習した場合と,従来手法と同様に MIP を適用 した2次元画像で学習した場合でテストを行い,その検出精 度を比較し評価する.

## 2. 関連研究

これまでに脳動脈瘤を自動検出する手法はいくつか提案されており,MRA 画像を利用した脳動脈瘤検出を行なった例として,Arimura et al. による研究がある [Arimura 04].この研究では Selective Enhance Filter[Li 04] と呼ばれるフィル ターにより脳動脈瘤の候補点を抽出したのち,ルールベースの アルゴリズムで瘤であるかどうかを判定している.Selective Enhance Filter は画像中の塊状部位,線状部位を選択的に強 調するフィルタであり,Arimura et al. はこの塊状部位を強 調するフィルタを用いて脳動脈の候補箇所を抽出しており,本 研究においてもこのフィルタを用いて脳動脈瘤と判定しうる候 補箇所を抽出している.

脳動脈瘤検出において [Nakao 18] では, 3.0T の MRA 画像 に MIP を適用した 2 次元画像で 2 層の CNN を学習し, 100 名分のテストデータに対して検出感度 94.2% (at 2.4FP/case) という高い精度を達成している.

本研究では, [He 15] で提案されている ResNet18 をベース としてネットワークを構成し,各実験を行う.本研究で使用す るデータセットは 1.5T, 3.0T 両方の MRA 画像を使用し,か つ撮影機器の設定も各データごとに異なっているものを用いる.

## 3. データセット

#### 3.1 概要

ネットワークの学習とテストには千葉大学附属病院放射線科 より提供していただいた,計85名分の患者のMRA 画像を用 いる.このうち60名分で学習と検証を行い,残りの25名分 をテストデータとして利用する.学習と検証に用いる60名分 のデータセットには62個,テストに用いる25名分のデータ セットには26個の動脈瘤が含まれている.

連絡先: 寺崎優希, 千葉大学大学院 融合理工学府数学情報科 学専攻 情報科学コース, 263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33, email: y\_terasaki138@chiba-u.jp



図 1: FROC 曲線

#### 3.2 作成方法

まず, 閾値処理をした3次元のMRA 画像から, Selective Enhancement Filterにより動脈の屈折点や分岐点, 瘤状の箇 所を抽出する.続いて,抽出した点の周囲で32×32×32の ボクセルを取り, 瘤を含むボクセルを陽性,全く含まない場所 を陰性としてラベル付けする.以上の手順で作成したボクセル は陰性のボクセルが大多数となるため,学習時には陽性のボク セル数が陰性のボクセル数と同数になるようにデータ拡張を行 う.また,テスト時についてはデータ拡張は行わない.3Dの ネットワークに対しては上記手順で作成したボクセルをそのま ま入力するが,2Dのネットワークに入力する場合は,ボクセル に対して最大輝度値投影法 (Maximum Intensity Projection; MIP)を適用した画像を入力とする.

## 4. 実験

#### 4.1 実験条件

本研究では, [He 15] で提案されている ResNet18 をベース として層を浅くした, ResNet14 を用いて実験を行う. 学習は 3 節で作成した 60 名分のデータを用いて行い, 残りの 25 名 分のデータでテストを行う.

## 4.2 FROC による評価

2D-ResNet14 と 3D-ResNet14 のテストデータに対 する FROC を図 1 に示す. 2D-ResNet14 は 63.6% (at 9.09FP/case) であり, 3D-ResNet14 は 85.7% (at 2.0FP/case) となった. 同じ深さのネットワークで比較した 場合, 3D-ResNet14 は 2D-ResNet14 よりも検出感度が高く, かつ偽陽性も少ない結果となった.

#### 4.3 指摘箇所の比較

2D-ResNet14 と 3D-ResNet14 による,同一患者における 指摘箇所の例を図 2 に示す.2D-ResNet14 の指摘箇所は偽陽 性が多いため画像の全体に渡って分布しているのに対し,3D-ResNet14 による指摘箇所は脳動脈瘤の好発部位である内頸動 脈付近にある真陽性の場所を正確に指摘している.現場での医 師の診断を支援するシステムとして考えた場合,2D-ResNet14 のように偽陽性が多いとどこに注目すればよいかわからず実用 性に乏しいため,2D-ResNet14 では得られた出力からいかに して偽陽性を減らすかが重要な点となる.





(a) 3D-ResNet による出力

(b) 2D-ResNet による出力



(c) Ground Truth

図 2: ネットワークによる指摘箇所の比較

## 5. まとめ

本研究では MRA 画像から脳動脈瘤を検出するタスクにお いて、3 次元ボクセルによって学習したネットワークと 2 次元 MIP 画像で学習したネットワークでテストし、その検出感度 と誤検出率を比較した.実験の結果、3D のネットワークでは 検出感度 85.7%、2.0FP/case と 2D のネットワークでは な出感度で低い誤検出率を得られた.今回の実験では 3D ネットワークの方がより良い結果が得られたが、2D ネッ トワークは入力する画像の正規化や動脈以外のノイズ除去と いった細かい前処理を加えることで精度が大きく変わるため、 今後はそうした前処理を加えた場合でも 3D のネットワークと 比較する必要がある.

## 参考文献

- [Nakao 18] Nakao T, Hanaoka S, Nomura Y, et al. : Deep neural network-based computer-assisted detection of cerebral aneurysms in MR angiography. J Magn Reson Imaging 2018, 47(4), 948-953.
- [Arimura 04] Arimura H, Li Q, Korogi Y, et al. : Automated computerized scheme for detection of unruptured intracranial aneurysms in three-dimensional magnetic resonance angiography. Acad Radiol 2004, 11(10), 1093-1104.
- [He 15] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun : Deep residual learning for image recognition," CoRR, vol. abs/1512.03385, 2015.
- [Li 04] Li Q, H. Arimura, K. Doi : Selective enhancement filters for lung nodules intracranial aneurysms and breast microcalcifications, Int. Congress Series, vol. 1268, pp. 929-934, 2004.