

## 色反転深層学習を用いた糖尿病網膜症の重症度分類

## Severity Level Classification of Diabetic Retinopathy Using Pixel-based Color Inversion Deep Neural Network

清水 章人<sup>†</sup> 青木 輝勝<sup>†</sup>  
Fumito Shimizu Terumasa Aoki

## 1. 研究背景と目的

糖尿病網膜症(Diabetic Retinopathy: 以下, DR)とは, 糖尿病によって血糖コントロールが悪い状態が続くことによって合併症として引き起こされる網膜の血管障害である. 厚生労働省の調査[1]では, 2016年時点で国内の糖尿病患者は予備軍を含めると2000万人近くに及ぶ. その中の約三分の一がDRを発症していると言われ, 岡山大学が2015年度に行った視覚障害の原因疾患の全国調査[2]によると, DRは緑内障, 網膜色素変性に次いで3番目に位置している.

また, DRの軽度から中程度の症状の所見として挙げられる毛細血管瘤は, 画像中の特徴として直径数画素程度の小さな黒点であることから, 医師による発見は容易ではなく, 見逃しの可能性がある. 以上のことから, DRの重症度分類に関する研究は積極的に行われており, より精度の高い分類と検知が期待されている.

毛細血管瘤や, DRが悪化した際の出血は, 画像中では黒色で写る. そのため, 色反転処理を行うことによって白色に近づけることにより, 特徴を抽出しやすくなる可能性がある. 本研究では, このアイデアを実装し, 分類精度を向上させることを目的とする.

## 2. 関連研究とその問題点

DRの重症度分類に関する研究は, 従来行われていた分類器を用いた手法や, 近年活発になっているディープラーニングを用いた手法がある. また, 分類数においても単純にDRの有無のみを分類する手法や, 臨床的に用いられている5段階の重症度分類を行う手法などがある. 本章では, ディープラーニングを用いた5段階の重症度分類に関する研究を紹介する.

## 2.1 関連研究



(a)stage0 (b)stage1 (c)stage2 (d)stage3 (e)stage4

図1(文献[3]より引用): DRの5段階重症度.  
(a)No-DR. (b)Mild. (c)Moderate. (d)Severe.  
(e)Proliferative DR.

DRでは臨床的に, 図1に示すように5段階に分類される. 従来の分類手法として主流だった分類器を用いた手法では, 5段階分類における精度は低く, 近年ではその問題解決としてディープラーニングに基づく手法が研究されている. ZhitaoらはSE-MIDNetを提案している[3]. SE-MIDNetはInceptionモジュールに対して, DenseConnectionを用いて改良し, さらにSqueeze-and-Excitation

Networksを組み合わせたモデルである. 文献[3]における実験結果では, 全体の平均精度は88.24%と報告されている. また, stage0, stage3, 及びstage4の精度は全体の平均精度よりも高い結果となったが, stage1及びstage2の判定精度はそれぞれ精度が81.2%と76.0%であり, 全体の平均精度と比較して大きく下回ってしまっている.

## 2.2 問題点

関連研究にて前述した通り, stage1及びstage2の分類精度はそれぞれ81.2%, 76.0%と実用上不十分な精度に留まっている. この主たる理由として, 先述した通り, DRの軽度から中程度の症状の所見として挙げられる毛細血管瘤は, 画像中の特徴として直径数画素程度の小さな黒点であるため, 特徴を完全にとらえ, 抽出することができていないことが挙げられる. したがって, この毛細血管瘤の特徴をよりとらえやすくすることが必要である.

## 3. 提案

本研究では, 関連研究を基に考察した問題点を踏まえて, より病変の重要な特徴情報を抽出する手段として, 入力する眼底画像に対して色反転処理とディープラーニングを組み合わせた手法を提案する. これにより, 画像内で特徴が抽出されにくい黒色や赤色に近い色をより抽出しやすくし, 病変を検出, 分類する精度の向上を狙う.

色反転処理とは, 元画像中の各画素値を, 8ビット画像の画素値の最大値である255から引く処理であり, 画素値が0に近づくほど黒色に近づき, 画素値が255に近づくほど白色に近づく. DRの病変として挙げられる毛細血管瘤や出血は画像中では黒色に近いので, 0に近い画素値が255に近い値に変換される. この変換によってDRの眼底画像において重要な特徴の画素値が最大値に近い値になり, この特徴をより抽出しやすくなり, 精度が向上することが期待できる. この原理を図2に示し, 実際に処理を行った前後の画像を図3, 図4に示す. 図2の縦軸は画素値を示しており, 毛細血管瘤や出血は黒色に近いことから比較的小さい画素値になる. そのため, 色反転前のグラフに示すように, 赤丸で示す病変の周りの比較的高い画素値の特徴をより抽出する. 色反転後のグラフでは, 色反転前では比較的小さい画素値が小さかったピクセルが, 赤丸で示すように大きい画素値に変換されることで, この重要な病変特徴がより抽出しやすくなる.

また, 本研究では, 色反転の有効性を示すために, 一般的に用いることが多く, 実装が容易である既存のネットワ

<sup>†</sup>東京工科大学 Tokyo University of Technology

ークを用いて実験を行った。使用したネットワークは VGG-16, ResNet-50, Xception である。

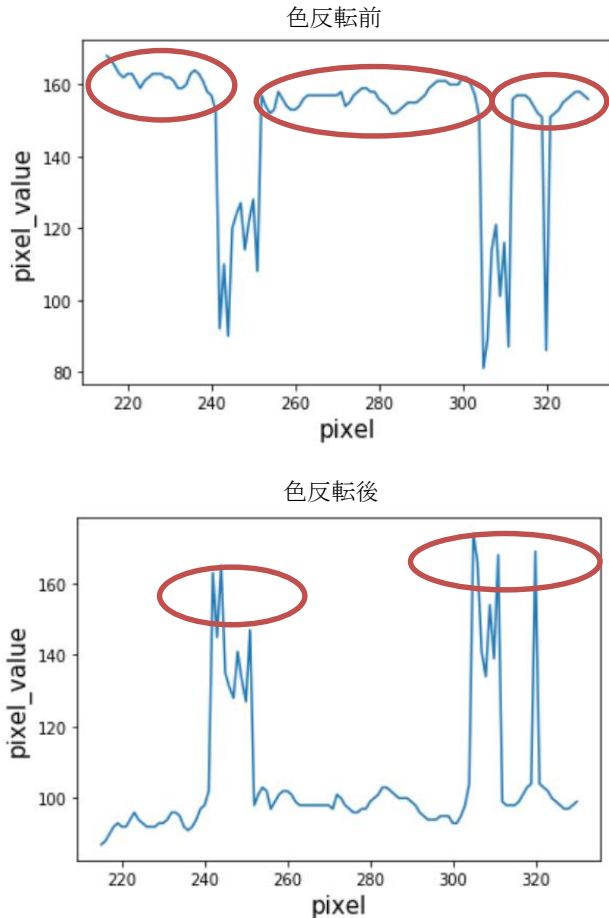


図 2：提案手法の概要



図 3：色反転前の  
眼底画像

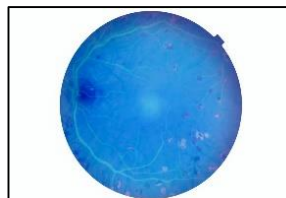


図 4：色反転後の  
眼底画像

#### 4. 実験と評価

本研究では、2015 年に行われたコンペティションである Diabetic Retinopathy Detection — Identify signs of diabetic retinopathy in eye images—[4]で使用されたデータセットの中で、トレーニングデータとして用いられた全 35126 枚を使用した。提案手法の有効性を示すために、3 章で述べた 3 つの既存ネットワークに対して、色反転を行った画像と行っていない画像の 2 通りで学習を行い、分類精度を比較した。また、すべてのネットワークにおいてバッチサイズ 32, エポック数 25 で学習を行った。実験環境として、CPU : Intel(R) Core(TM) i7-9700, GPU : NVIDIA GeForce GTX 1660 SUPPER, 実装 RAM : 16GB を搭載した PC を用い、統合開発環境として Jupyter Notebook を使用した。

実験の結果を表 1 に示す。3 つすべてのネットワークに対して最終的な評価精度の向上が見られた。しかし、VGG-16 の学習におけるバリデーションデータの分類精度が不安定であった。また ResNet-50 における精度の増加量が小さいことから、この二つのネットワークにおけるエポック数 20 以降のバリデーションデータの分類精度の最大値、最小値を表 2 に示した。表 2 から、どちらのネットワークにおいても、色反転後の画像を入力した方が最大値、最小値共に分類精度が高いことが分かる。

表 1：最終的な評価精度

	色反転なし	色反転あり
VGG-16	39.1%	<u>44.2%</u>
ResNet-50	55.3%	<u>56.0%</u>
Xception	65.8%	<u>73.1%</u>

表 2：バリデーションデータの分類精度の最大値、最小値

	最大値	最小値
VGG-16+反転なし	34.8%	26.1%
VGG-16+反転あり	<u>44.5%</u>	<u>35.3%</u>
ResNet-50+反転なし	52.5%	40.5%
ResNet-50反転あり	<u>54.3%</u>	<u>44.5%</u>

以上のことから、提案手法の有効性が示された。

#### 5. まとめと今後の課題

本研究では、より特徴を抽出しやすくし分類精度を向上するために、色反転処理を行う手法の提案を行った。これにより、比較を行ったすべてのネットワークにおいて精度の向上が見られ、提案手法の有効性が示された。

また、今後の展望として、実験結果の不安定性を取り除き、本研究の実験結果をより確実にすることや、文献[3]における実験結果である 88.4% に比べて、本研究の分類精度が大きく下回っていることから、データセットだけでなく、ネットワークを改良することによってさらなる分類精度の向上を目指す。

#### 参考文献

- [1] 厚生労働省. 「糖尿病患者数の状況」 <https://www.mhlw.go.jp/stf/wp/hakusyo/kousei/18/backdata/01-01-02-08.html>. (閲覧日：2022/12/28)
- [2] 岡山大学大学院医歯薬学総合研究科・山形大学大学院 医学系研究科. 「視覚障害の原因疾患の全国調査：第 1 位は緑内障～高齢者に多く、増加傾向であることが判明～」 [https://www.okayama-u.ac.jp/up\\_load\\_files/press30/press-180927-6.pdf](https://www.okayama-u.ac.jp/up_load_files/press30/press-180927-6.pdf). (閲覧日：2022/12/28)
- [3] Zhitao Z Xiao, Yaxin Y Zhang, Jun J Wu, Xinxin X Zhang. "SE-MIDNet Based on Deep Learning for Diabetic Retinopathy Classification", ICCAI 2021: 2021 7th International Conference on Computing and Artificial Intelligence, April 2021, pages92-98. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3467707.3467720>
- [4] Kaggle, "Diabetic Retinopathy Detection — Identify signs of diabetic retinopathy in eye images —", <https://www.kaggle.com/c/diabetic-retinopathy-detection/data>