

# 不均衡な眼病診断用眼底画像データセットに向けた 畳み込みニューラルネットワークの前処理の検証

1240044 尾中 聖哉 (Soft Intelligent System on Chip 研究室)  
(指導教員 星野 孝総 准教授)

## 1. はじめに

眼底とは、人の体で唯一、直接観察できる血管で、病気の推定や生活習慣病の発見の為に有効とされている。このような医療の分野では少数派の事例でもデータがクラスごとに大きく異なることを不均衡データという。今回使用する8クラスに分類された5,000人の両目の眼底のデータセットであるODIR-5Kも表1のようにクラスごとにデータ数が大きく異なっていることが確認できる。

表 1 各クラスとデータ数

クラス	正常	糖尿病	緑内障	白内障	加齢黄斑変性	高血圧	病的近視	その他
データ数	2,873	1,608	284	293	266	128	232	708

本実験ではODIR-5Kに対してCNN[1]を用いてクラス分類を行い、その精度向上を目的とする。その際に学習効率を比較するため、RGB各色成分に注目する。また、不均衡の解消のために画像の反転、フィルタの適用によるデータセットの拡張を行う。なお、本実験では異常検知を重視するため、見逃しに対する評価指標であるRecallに注目する。

## 2. 不均衡状態での学習

まず初めに無操作のODIR-5Kに対してRGB成分、R成分、G成分、B成分の4パターンでCNNによるクラス分類を行った。図1に実験結果を示す。図1から、データ数とRecallには比例関係があること、白内障と病的近視のように特徴的な病変を持っている場合はその例に当てはまらないことが確認できる。よって、データ数の増加とフィルタを用いて特徴を強化することで性能の改善が見込まれる。

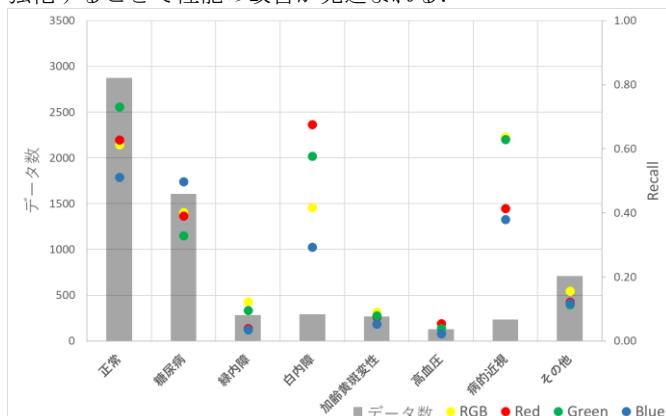


図 1 各色成分における Recall とデータ数の関係

## 3. オーギュメンテーション

先ほどの結果を受けて、画像を増加させるオーバーサンプリングと画像を減少させるアンダーサンプリングを用いて各クラスのデータ数の均一化を行った。本実験では画像の左右反転、上下反転、上下左右反転を行う。更にフィルタによる拡張ではCLAHEと鮮鋭化の2種類を行った。図2により各区画像を比較するとフィルタ適用後の画像はコントラストが正規化され視認性が上がっていると確認できるため性能の向上が予想される。

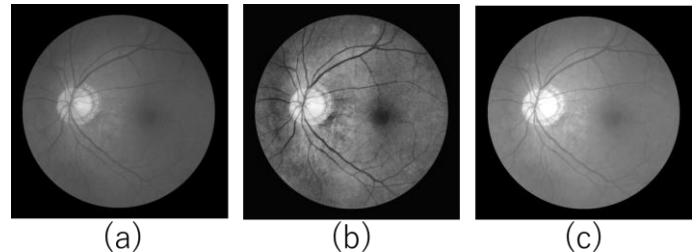


図 2 G 成分正常眼底(a)通常 (b)CLAHE (c)鮮鋭化

## 4. 前処理後の学習

先ほど行った通常の実験に加え、不均衡のままデータセットをフィルタ適用のものに差し替えた実験、最もデータ数が少ないクラスに合わせて反転による増加を行った均一化処理での実験、2種のフィルタを個別に、また同時に適用して均一化処理を行った計6つの実験を追加で行った。この実験においてもG成分のスコアが最も優れていた。全実験における各クラスのG成分のRecallの和を図3で示す。図3から、フィルタ単体ではCLAHEが優秀であること、拡張時は鮮鋭化が優秀であること、均一化処理を行うことでデータ数の少ないクラスで大きく改善していることが確認できる。

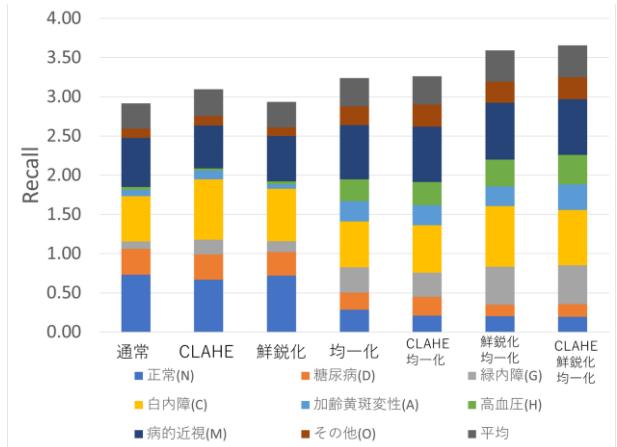


図 3 全実験における G 成分の Recall

## 5. 考察・まとめ

以上のことから、フィルタを含む画像の拡張とデータ数の均一化により性能が改善すること、データ数とRecallに緩やかな正の相関が存在すること、画像への操作を問わずG成分が優秀であったことが確認できた。しかし、本研究では同じ画像に対してオーギュメンテーションを施したため、汎化性能が低下し、いずれデータ数によらずRecallが収束することが考えられる。そのため、拡張の手法を更に検証する必要がある。

[1] K. Alex, I. Sutskever, et al. : 'Imagenet classification with deep convolutional neural networks.' In Neural Information Processing Systems (NIPS), 2012