

深層学習による免疫細胞の位置抽出の比較検証

1200054 楠瀬 翔也 (Soft Intelligent System on Chip 研究室)

(指導教員 星野 孝総 准教授)

1. はじめに

免疫細胞の解析を対象とする研究者による免疫細胞の追跡および解析では、一つ一つの免疫細胞画像に対して手作業で行われている。そのため、その追跡、解析をコンピュータによって自動で行うことができれば、作業者の負担を軽減し効率化を図ることができる。そこで、先行研究[1]にて免疫細胞の自動追跡を備えた解析支援システムが開発された。このシステムにより免疫細胞の自動追跡を可能にしたが、一度に単一の免疫細胞を追跡することしかできなかった。本研究では、免疫細胞動画に対して複数の免疫細胞の同時自動追跡および自動解析を目的とし、免疫細胞の解析の効率化を目指す。本稿では、近年注目されている深層学習である畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて、動画内における追跡対象の初期位置の抽出を行うため2種類の学習モデルによる比較のもと実験を行った、

2. 学習モデルの作成

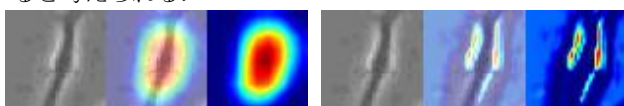
本研究では2種類の学習モデルを用いた比較実験を行っている。1つはVGG16モデルを転移学習させたもので、学習モデルAとした。もう1つは三層の畳み込み層を用いたもので、学習モデルBとした。各学習モデルを作成する上で、学習率のスケジューリング、バッチサイズ、分類を行う層をそれぞれ変化させながら最適なパラメータを探索した。その結果、学習モデルAはバッチサイズ64でGlobal Average Pooling層を追加したものとし、学習率は 10^{-5} から始めて20エポック目から 10^{-6} 、50エポック目から 10^{-7} へと更新させるとした。また、学習モデルBはバッチサイズ32で全結合層を追加したものとし、学習率は 10^{-4} から始めて50エポック目から 10^{-5} へと更新させるとした。各学習モデルの評価値を表1に示す。

表1 各学習モデルの評価値

	Accuracy [%]	Precision [%]	Recall [%]
学習モデル A	98.2	98.7	99.1
学習モデル B	99.3	99.6	99.0

3. 学習モデルの判断根拠の可視化

Grad-CAMによって学習モデルの判断根拠の可視化を行った。Grad-CAMとはCNN内の最後の特徴マップにおける、各クラスに対する勾配を利用することで、画像内において出力に影響する部分をヒートマップによって可視化できるアルゴリズムである。学習モデルA、Bに対して免疫細胞クラスにGrad-CAMを適応した結果を図1に示す。この結果より、学習モデルAは免疫細胞の中心付近から全体にかけて、学習モデルBは内側に比べて輝度値の高いエッジを判断根拠にしていると考えられる。



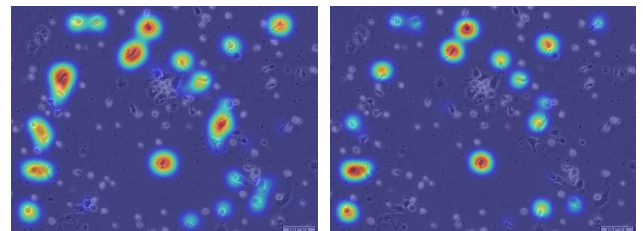
(a) 学習モデル A (b) 学習モデル B

図1 各モデルに対する Grad-CAM 出力

4. フレーム画像からの位置抽出

免疫細胞動画のフレーム画像に対して、作成した学習モデルによって予測を行い、免疫細胞の初期位置を抽出した。作成した学習モデルは物体認識アルゴリズムであるため、フレーム画像に対して 50×50 [pixel]の探索窓によるラスター

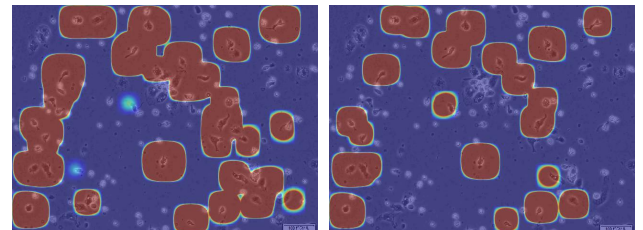
キャンを行いながら予測を行った。予測による免疫細胞クラスの出力が95%以上の時、予測点に探索窓サイズの矩形を描写することでフレーム画像に予測結果を示した。しかし、複数の矩形の描写によって元画像との比較が困難になったため、予測矩形の頻度をヒートマップ化し、元画像と重ねることで予測矩形の頻度の可視化を行った。学習モデルA、Bそれぞれの予測結果のヒートマップ画像を図2に示す。ヒートマップにおいて最大の頻度を示す赤い領域1つが、単一の免疫細胞のみを捉えた個数として、学習モデルAは12個、学習モデルBは10個であった。また、画像一枚に対する予測時間として、学習モデルAは約17分、学習モデルBは約8分となった。



(a)学習モデル A (b) 学習モデル B

図2 各モデルの予測結果のヒートマップ画像

しかし、このヒートマップの作成方法では、突出した矩形頻度を持つ部分が1つだけ存在した場合に赤い領域で示される部分が少なくなる問題があった。そこで、頻度のカウンタに閾値を設けることで、より低い頻度でもヒートマップからの視覚認識を行えるようにした。その結果を図3に示す。



(a)学習モデル A (b) 学習モデル B

図3 各モデルの予測結果の閾値付きヒートマップ画像

図2と比べて赤い領域は拡大したため、より多くの免疫細胞を赤い領域で示すことはできた。しかし、赤い領域のいくつか繋がってしまったため、1つの閉じた赤い領域から1つの免疫細胞を抽出することは難しいと考えた。

5. おわりに

免疫細胞の自動解析に向けた自動追跡の足がかりとして、深層学習による免疫細胞の初期位置抽出の実験を行った。その結果、描写した予測矩形の頻度をヒートマップ化することでフレーム画像から免疫細胞位置を着色することができた。しかし、免疫細胞の分布は様々であり、対象によって予測矩形の分布も変化する。そのためこの位置抽出手法は目的の達成度合いとしては不十分であると考えられる。今後は汎用性の高い位置抽出法、そして得られた位置情報を用いた免疫細胞の追跡手法についても検討し、研究を進めていく。

参考文献

[1] 井上智哉, 牛若昂志, 前田長正, and 星野孝総. 免疫細胞の顕微鏡画像の解析ツール開発と評価, 2017.