

少数サンプルにおける AI の精度改善に関する研究

1. 目的

人工知能 (AI) が注目された要因の 1 つは 2012 年に開催された大規模画像認識のコンペティション ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) である。このコンペで使用されたデータセットのサンプル数は約 130 万であり、そのデータセットは開発されたモデルや学習方法のベンチマークとして利用され、AI の高精度化に貢献してきた。しかし、県内企業の製造現場に AI を導入する場合は、サンプル収集やラベル付けがボトルネックとなる。そこで、教師あり画像分類問題について、少数サンプルにおいても高精度なモデルを開発するため、学習方法や疑似データ生成手法について検討した。

2. 方法

少数サンプルで高精度化を達成するために有効な方法は転移学習である。転移学習とは、ある問題の多数サンプルで学習されたモデルを参考にして、別の問題の少数サンプルでモデルを再学習する方法である。しかし、各問題の物体形状が異なることにより転移学習結果が低精度になる場合がある。本研究ではコンピュータグラフィックス (CG) で作成した疑似データを用いてこの問題に取り組んだ。

本研究では、解決したい問題をマウスの受精卵の立体顕微鏡画像から単細胞か 2 細胞かを判断する 2 クラス分類問題とした。単細胞 64 個、2 細胞 64 個、計 128 個の受精卵画像は株式会社セツロテックよりご提供いただいた (図 1)。

転移学習用の疑似データとして、表 1 の各条件で単細胞 100,000 枚、2 細胞 100,000 枚の CG 画像を生成した。細胞は楕円体で定義し、PyOpenGL 3.1.1 で描画した。表 1 の条件 A では、楕円体の各軸の長さ、方向、位置、表面凹凸、楕円体と光源の色 (Ambient, Diffuse, Specular) を乱数で変動させた。光源の位置は立体顕微鏡と同様に画像の下方方向に制限した。さらに、ランダムに夾雑物 (小さな細い円柱) を描画した。条件 B では、条件 A に加えて、間隔をランダムに変動させた格子模様のテクスチャを楕円体及び背景へマッピングした。モデルが局所的な特徴でなく、大域的な特徴を学習することを狙った。条件 C では、条件 A と B に加えて、光源の位置を制限なく変動させた (図 2)。

まず、転移学習なしで、表 1 の各条件で生成した疑似データを利用して学習されたモデルを立体顕微鏡画像で評価した。次に、表 1 の条件 C で生成した

疑似データを利用して学習されたモデルを半分の立体顕微鏡画像で転移学習し、残り半分の立体顕微鏡画像で評価した。学習条件は NVIDIA Deep Learning Examples, ResNet50, 90 エポックを参考にしたり。

3. 結果

表 1 の条件 A で生成した疑似データを利用して学習されたモデルの精度は 58.9% だった。また、条件 B の場合は 93.8%, 条件 C の場合は 97.6% だった。テクスチャマッピングと照明位置変動は汎化向上に役立つことがわかった。次に、表 1 の条件 C で生成した疑似データを利用して学習されたモデルを転移学習した結果、精度 100% を達成した。CG で作成した疑似データは転移学習に効果があった。

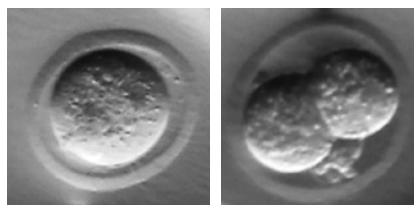


図 1. 受精卵画像 (左: 単細胞, 右: 2 細胞)

表 1. 疑似データ生成の条件

条件	生成条件
A	細胞形状, 色の変動
B	A にテクスチャマッピングを追加
C	A と B に照明位置変動を追加

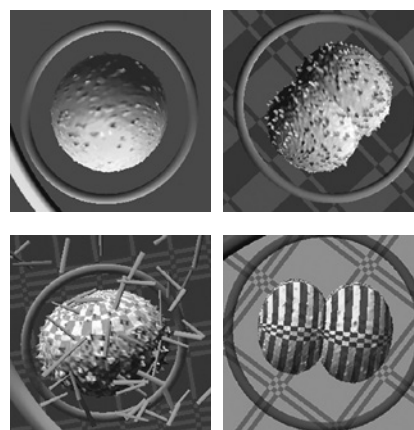


図 2. 疑似データ (左列: 単細胞, 右列: 2 細胞)

参考文献

- 1) “Deep Learning Examples”. NVIDIA.
<https://github.com/NVIDIA/DeepLearningExamples>, (2021-1-21).