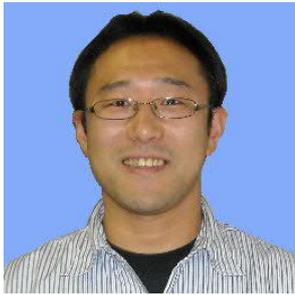


# Deep learning による粒子検出

## Particle Detection by Deep Learning



堀田 一弘 (Kazuhiro HOTTA, Dr. Eng.)

名城大学 准教授

(Associate Professor, Meijo University)

IEEE 電子情報通信学会 情報処理学会

著書：学習理論，コロナ社（2009年）

研究専門分野：パターン認識 コンピュータビジョン 機械学習

あらまし 画像認識の分野では、Convolutional Neural Network (CNN) と呼ばれるディープラーニングに基づく方法が主流となっている。一般物体認識での成功を受け、細胞画像の認識でも CNN を用いた方法がいくつか提案され始めている。しかし、細胞画像はノイズや密集状態を含むので、CNN を粒子と粒子以外の 2 クラス識別に用いた場合、十分な性能が得られなかった。特に、粒子同士が重なっている密集領域で精度が低下してしまう。そこで、ここでは CNN を 2 クラス識別に用いるのではなく、領域中心から粒子までの距離を予測するために利用し、その結果の投票により粒子検出の精度を向上させた。

### 1. 研究の目的

近年、顕微鏡技術や蛍光技術の進展により、生きた細胞の中身を観察できるようになってきた。細胞レベルで観察ができるため、細胞が異常になる原因を解明できるのではないかと期待されている。例えば、細胞内の粒子の個数と病気の間を疑った場合、粒子の個数や密集具合を自動的に得たいが、高い精度で粒子を自動検出できる方法はほとんどなく、結局は人が目視で処理することが多い。しかし、目視計測では結果が主観的になったり、大量データを処理できないなどの問題がある。そこで、細胞内の粒子を自動的に検出、計数することを本研究の目的とした。

### 2. 研究の背景

細胞生物学の分野では、ImageJ というソフトウェアが自動的に粒子を検出するために利用されているが、あまり精度が高くないため、結局は人が目視で処理している。細胞内画像自体が画像認識の研究者に馴染みがないため、細胞画像から認識を行う研究を行っている人自体が少なかった。ディープラーニングの成功 [1]-[3] を受け、画像認識技術を様々な分野に応用する動きが広がり、最近では、細胞画像の認識処理を行う画像認識研究者も出てきている [4]。

### 3. 研究の方法・結果

画像認識では、Convolutional Neural Network (CNN) と呼ばれるディープラーニング法が高い精度を出している。一般に、CNN は畳みこみ層、プーリング層、フルコネクト層の 3 つから構成される。畳みこみ層は、画像処理のフィルタ処理による特徴抽出に当たる。従来の画像処理との違いは、学習により識別課題に特化したフィルタが自動的に生成される所である。プーリング層は、畳みこみにより得られたフィルタ出力の局所的な平均や最大値を用いて解像度を下げる処理であり、局所的な位置不変性を持たせる効果がある。この畳みこみとプーリングを繰り返すことにより、複雑な特徴の抽出と対象の位置ずれに対する不変性を得ている。最後のフルコネクト層は、従来の多層パーセプトロンと同じであり、畳みこみとプーリング層により得られた特徴量を基に識別処理を行う。従来の画像認識法との違いは、特徴抽出と識別器が一体化している所であり、識別課題にとって有効な特徴抽出系が自動的に学習される所が従来法よりも精度が高い理由である。

CNN を細胞内画像中の粒子検出に応用した場合、従来のサポートベクターマシンを用いた方法よりも精度が向上するが、粒子が密集する領域では誤検出や未検出が依然として起こることが報告されている [5]。密集領域では、周囲に存在する粒子との重なりが生じるため、ある粒子と他の粒子との境界があいまいとなる箇所ができる。これを 1 個の検出器を用いて検出しようとした場合、あいまいな境界が原因となって誤検出や

# Deep learning による粒子検出

## Particle Detection by Deep Learning

未検出が起こる。そこで、1 個の検出器で対処するのではなく、複数の検出器でこれに対処することを考えた。

具体的には、粒子の周辺の見え情報から、粒子の中心までの距離を CNN により予測する。密集領域では、粒子の境界があいまいな箇所もあるが、1 つの粒子の全ての境界があいまいなわけではなく、明確な境界もある。その明確な境界から粒子の中心を予測し、そのスコアを投票していく。粒子の中心を予測する CNN を画像中に捜査させ、様々な方向から粒子の中心への投票を行う。密集領域でも粒子の全周が曖昧なわけではなく、明確な境界部分も存在する。提案手法では、この明確な境界部分から信頼度の高い投票が行われ、粒子の中心だけが 높은スコアを持つようになる。これにより、密集領域でも頑健な検出ができるようになった[5]。

図 1 に、Cell Dataset という人工的に作成した細胞画像の例と、提案手法により得られた密集領域での投票スコアを示す。複数の粒子が重なっているが、提案手法では、その中心だけに高いスコアが存在することが分かる。これにより、密集領域でも粒子を正しく検出できる。図 2 に、実際の細胞内画像中の粒子検出の例を示す。青い十字が検出した粒子、赤い×が誤検出、黄色い十字が未検出である。粒子の中心が精度良く検出されていることが分かる。

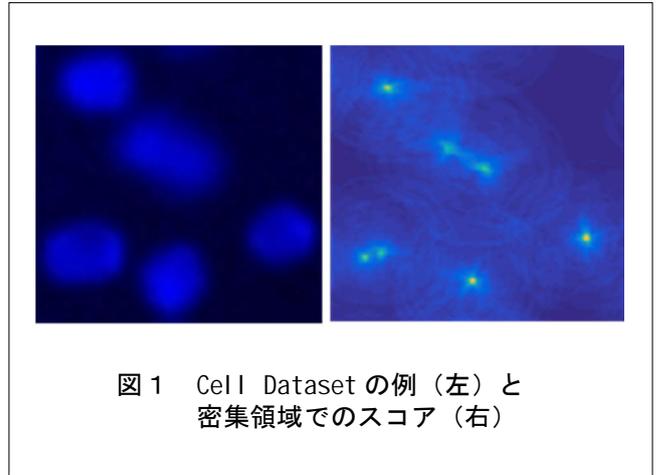


図 1 Cell Dataset の例 (左) と密集領域でのスコア (右)

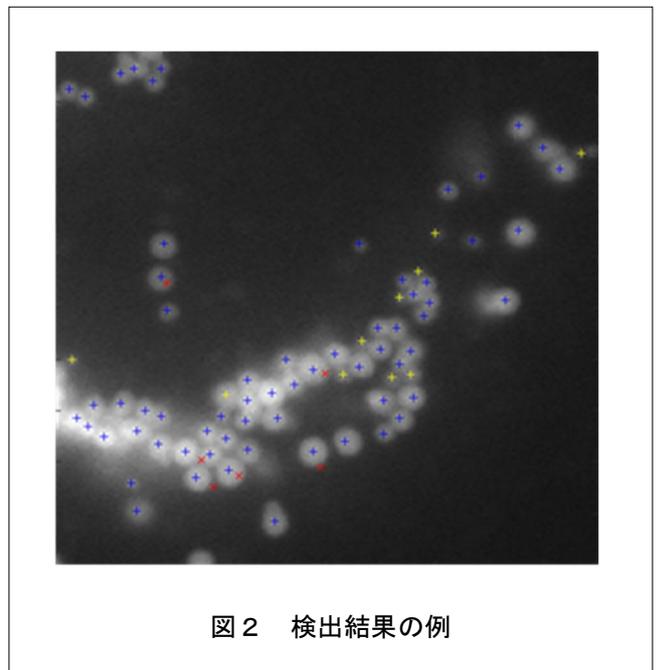


図 2 検出結果の例

### 4. 将来展望

細胞画像中の認識処理は、細胞生物学の研究に欠かせないものであるため、今後益々こうした研究が盛んになると考えられる。ディープラーニングの研究は盛んに行われているので、筆者らの提案した方法よりも精度が高いものが出てくるかもしれないが、CNN ベースの方法が細胞生物学でも主流になるのではないかと考えられる。

### おわりに

本稿の研究を遂行するにあたり、当研究室の学生 (西田 賢志郎 氏) に実験を担当してもらいました。ここに深く感謝する。

### 参考文献

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton: "Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," Advances in Neural Information Processing Systems 25, pp.1106–1114, 2012.
- [2] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, "Rich Feature Hierarchies For Accurate Object Detection and Semantic Segmentation," Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014.

## Deep learning による粒子検出

### Particle Detection by Deep Learning

- [3] O. Ronneberger, P. Fischer and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, Lecture Notes in Computer Science, Vol.9351, pp.234-241, 2015.
- [4] ICCV Workshop on Bioimage Computing, 2017. (<http://bioimagecomputing.com/>)
- [5] K. Nishida and K. Hotta, "Particle Detection in Crowd Regions Using Cumulative Score of CNN," International Symposium on Visual Computing, Lecture Notes in Computer Science, Vol.10072, pp.566-575, 2016.

この研究は、平成25年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成26～28年度に実施されたものです。