

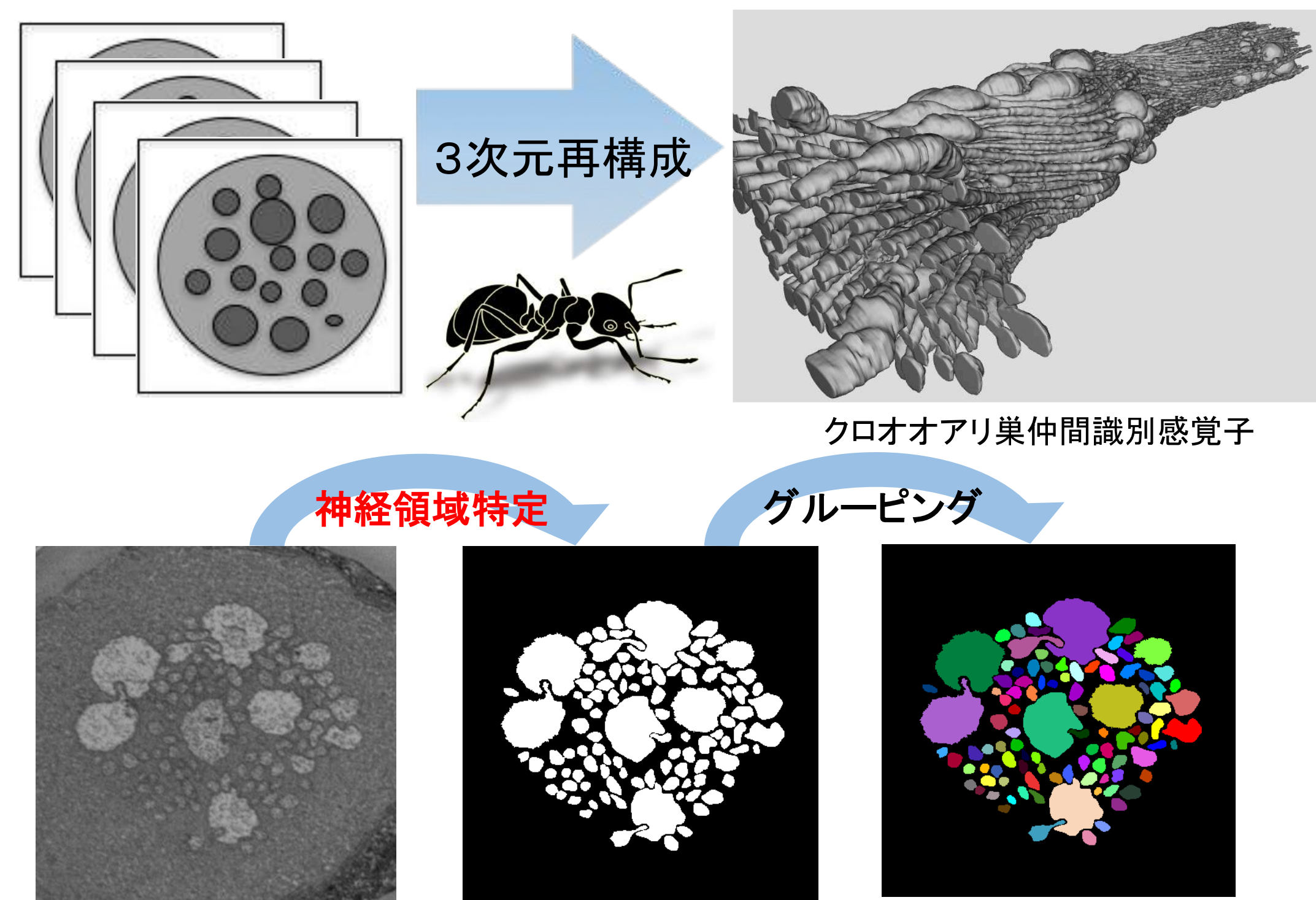
電子顕微鏡画像セグメンテーションにおける 深層学習アーキテクチャ構築手法の検討

高屋 英知¹ 竹市 裕介² 尾崎 まみこ² 栗原 聡¹

¹慶應義塾大学 大学院理工学研究科 ²神戸大学 大学院理学研究科

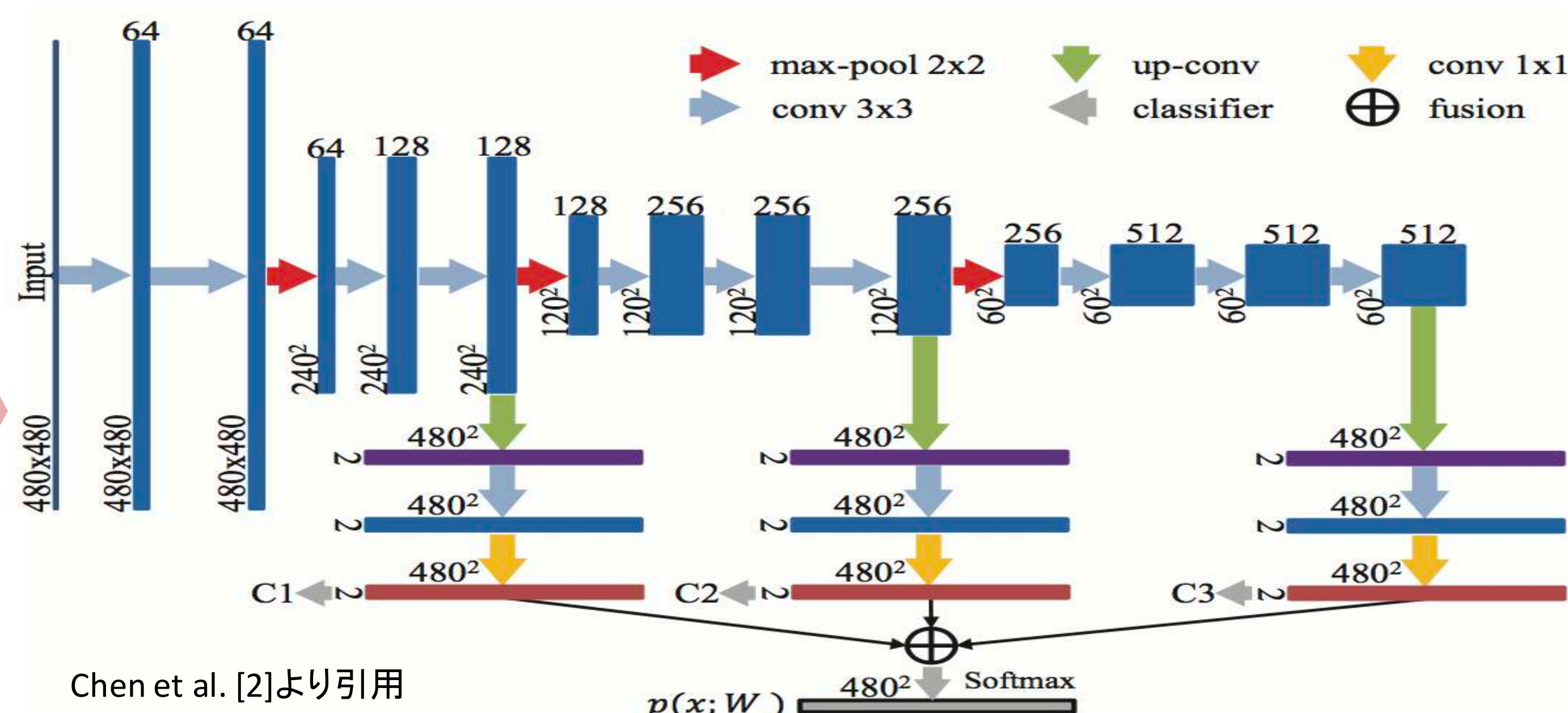
Motivation

コネクティクス ～ 神経構造の詳細な観察 ～



3次元再構築を自動化するためのパイプライン[1]が提案されているが、精度を向上させるためには、特に最初の工程が重要。
→ **神経領域特定タスク**に注目

FCNに基づく深層学習モデル (Deep Contextual Network (DCN) [2])

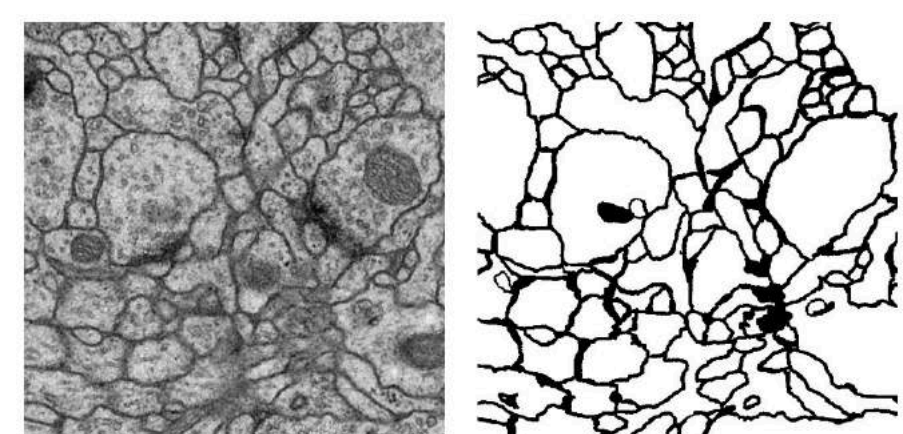


Chen et al. [2]より引用
Fully Convolutional Network[3]を基に構成されており、ネットワークが途中で3つに分岐し、最終的に足し合わされる。(スキップコネクション構造)

分岐が3つであることが最適とは限らない！
スキップコネクションを維持した形で、よりタスクに適した構造へと拡張したい。

Performance of DCN

ショウジョウバエ1齢幼虫腹部



ISBI 2012 コンペティション[4]より

学習用データ : 30 枚

テスト用データ : 30 枚

画像サイズ : 512 × 512 pixel

定量評価の指標:

- Rand Score

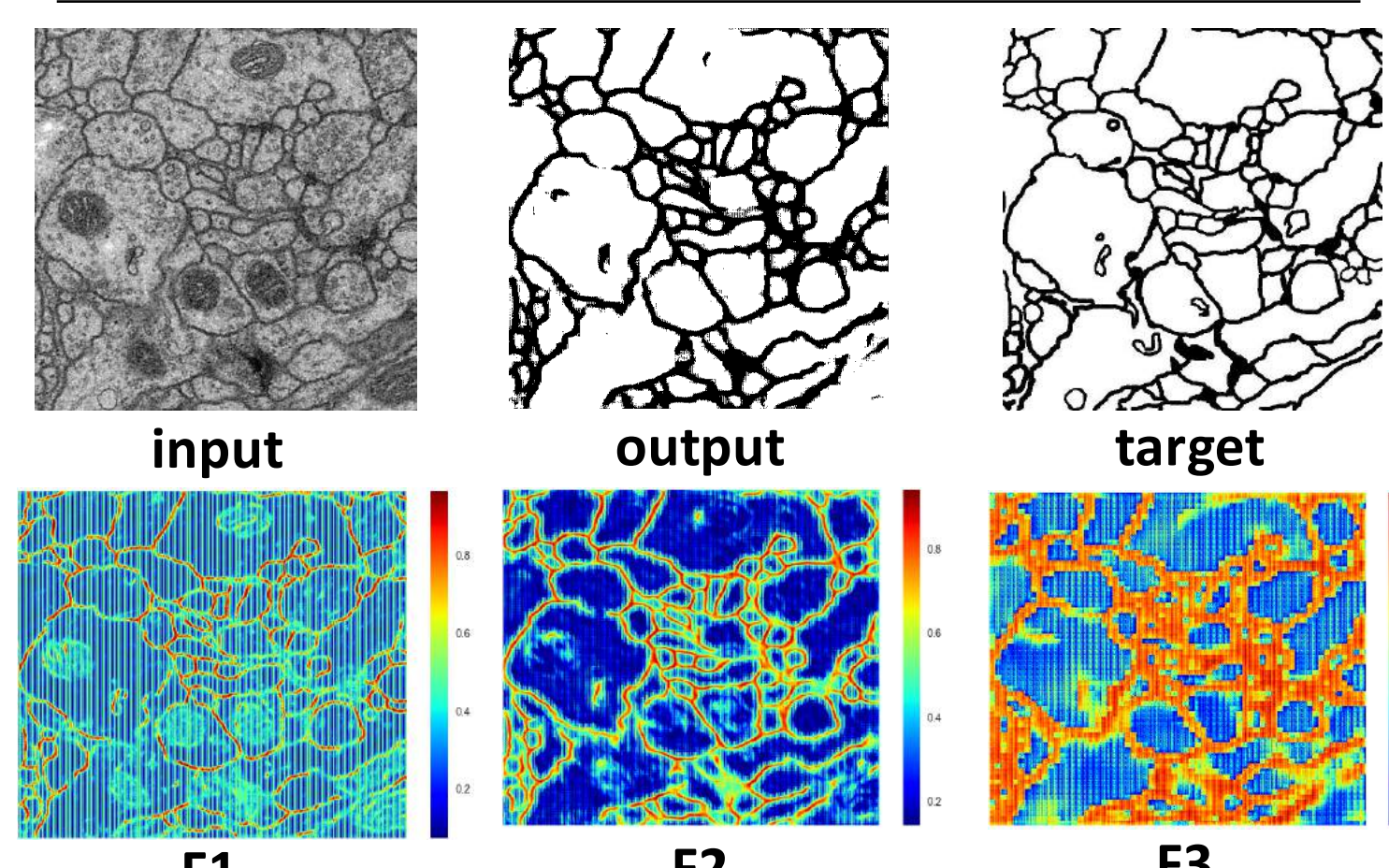
- Information Theoretic Score

データ拡張

- 90度回転 - 180度回転 - 270度回転

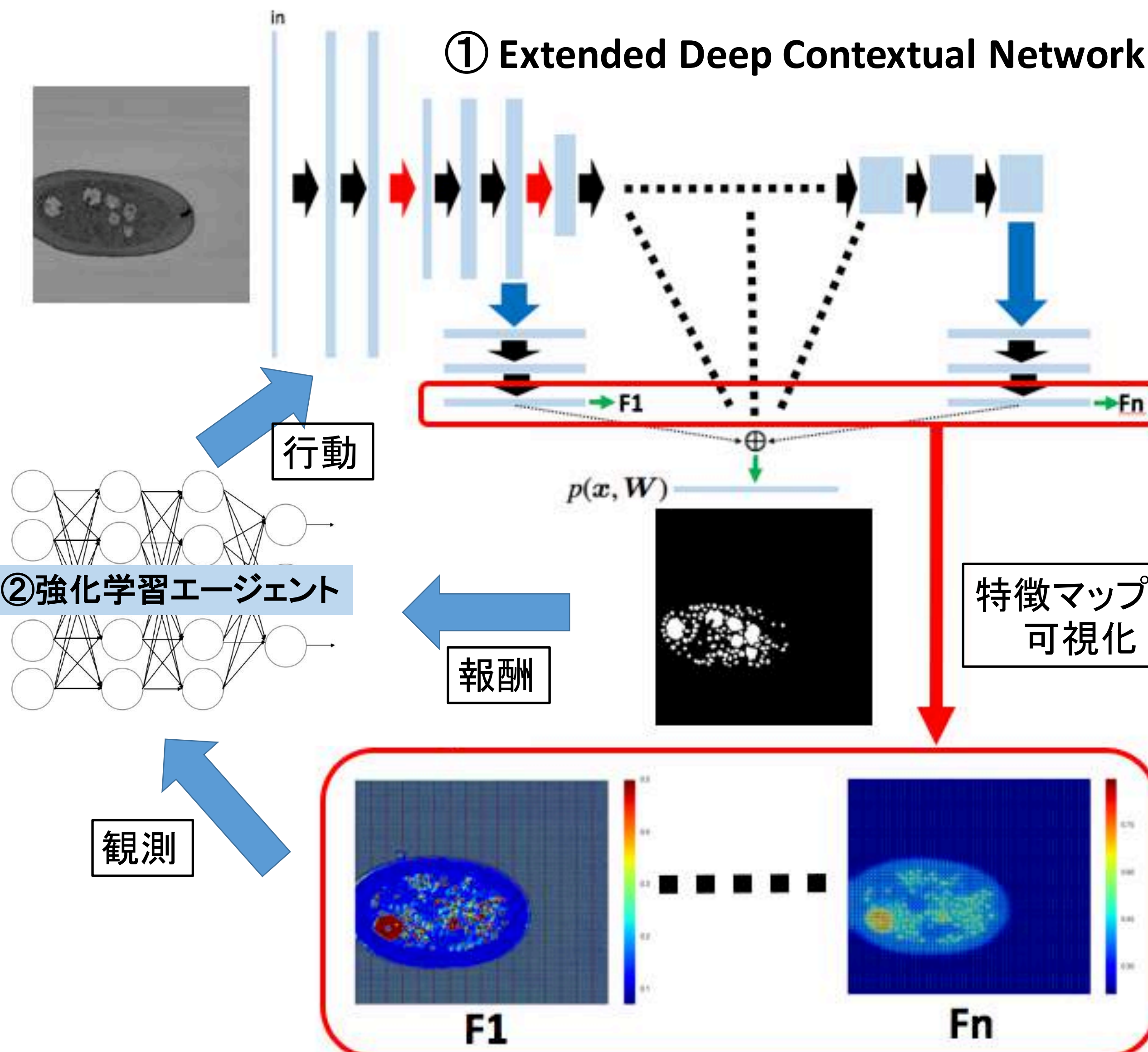
- 上下反転 - 左右反転

| モデル | Rand Score | Information Theoretic Score |
|--------------|-------------|-----------------------------|
| Normal_DCN | 0.87285769 | 0.934988561 |
| without_C1 | 0.885811226 | 0.917648052 |
| without_C2 | 0.792793231 | 0.882200513 |
| without_C1C2 | 0.865280574 | 0.907027414 |
| human | 0.997847778 | 0.998997659 |
| threshold | 0.724521829 | 0.817598215 |



異なる階層で得られる特徴マップを可視化すると、浅い層から順にだんだん粗い検出がなされていることが分かる。深い層での特徴マップはかなり粗くなっている一方で、無視すべき領域(細胞核など)がうまくカットされている。
最終的な出力画像はこれらの足し合わせであるから、互いの強みを活かしながら協調的に検出を行っているといえる。
ネットワークの分岐を制限した実験(表を参照)からも、粒度の異なる特徴マップの重要性が示唆された。

Network Architecture Search



アーキテクチャ自動構築手法(検討中)

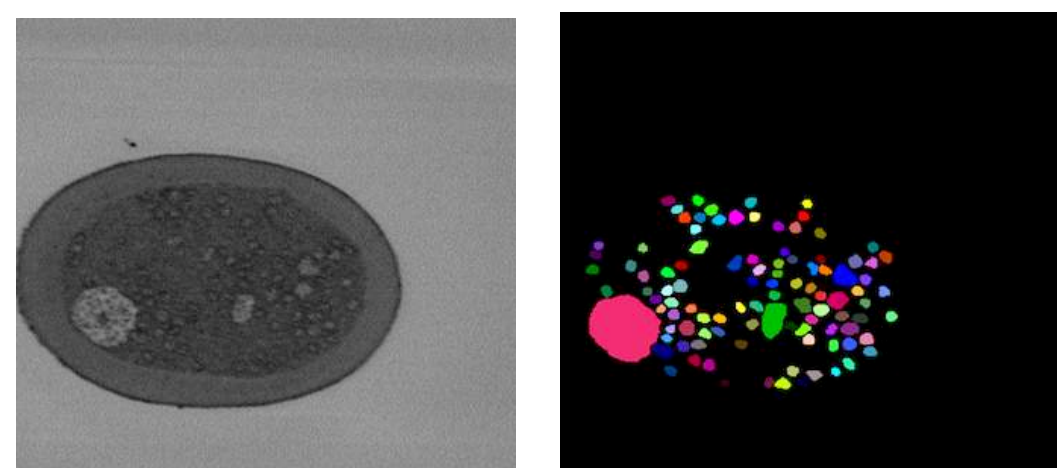
- ① Extended Deep Contextual Network
 - DCNを拡張し、層数およびスキップコネクションの数を変更可能に。
 - 予備実験をふまえ、フィルタサイズも可変とする。
- ② ハイパーパラメータを探索するための強化学習エージェントを導入
 - 観測としてアーキテクチャの構造およびDCNの特徴マップF1~Fnを入力
 - 行動としてハイパーパラメータの組み合わせを出力
 - 層数, スキップコネクション数, フィルタサイズ
 - テストデータに対する評価値の変動幅を報酬
 - 強化学習エージェントを更新し, DCNを再学習

今後の検討課題

- ・再学習にかかる計算コストが大きい
- ・ごく少数のサンプルを用いてアーキテクチャを自動構築
 - 学習サンプルは3つ程度でもDCNの学習は可能(確認済)
- ・行動のパターンが膨大
- ・行動選択の手法に工夫が必要

Visualization for Parameter Tuning

クロオオアリ巣仲間識別感覚子



神戸大学 尾崎研究室より提供

学習用データ : 90 枚

検証用データ : 10 枚

テスト用データ : 10 枚



画像サイズ : 2048 × 2048 pixel

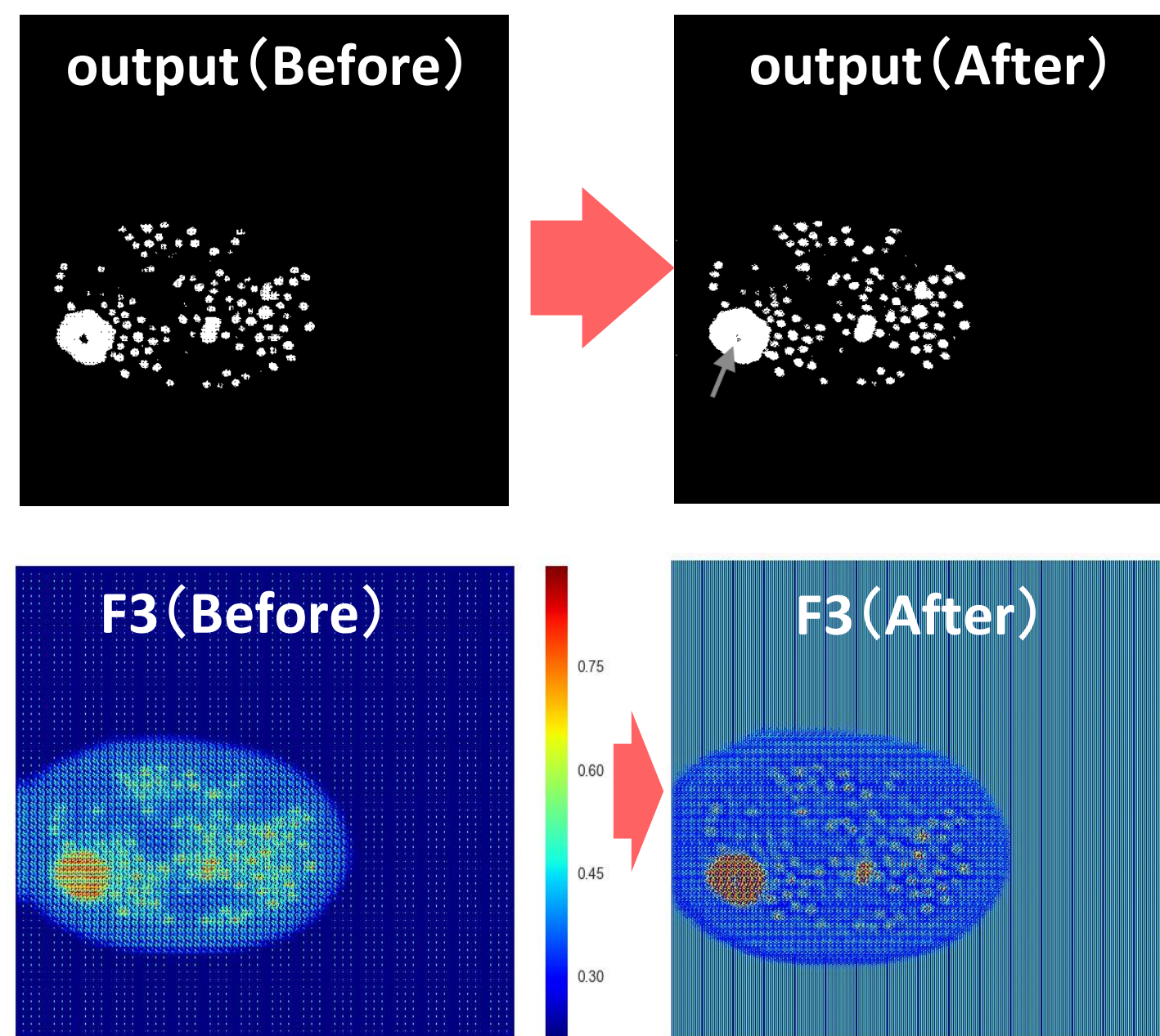
クロッピング
512 × 512

定量評価の指標

- Intersection over Union (IoU)

備考 : ラベルは白黒に変換

可視化を用いた予備実験



F3に対応するフィルタサイズを16から10へと変更

最も深い層の特徴マップであるF3に注目すると、個々の細胞の検出が粗く、最終出力にあまり寄与していないと思われる。

検出の粗さを抑えるため、逆畳み込み層のフィルタサイズを縮小

特徴マップが変化し, IoUも改善(0.6536 → 0.7041)

References

- [1] Kaynig, V., Vazquez-Reina, A., Knowles-Barley, S., Roberts, M., Jones, T. R., Kasthuri, N., ... & Pfister, H. (2015). Large-scale automatic reconstruction of neuronal processes from electron microscopy images. *Medical image analysis*, 22(1), 77-88.
- [2] Chen, H., Qi, X., Cheng, J. Z., & Heng, P. A. (2016, February). Deep Contextual Networks for Neuronal Structure Segmentation. In *AAAI* (pp. 1167-1173).
- [3] Long, J., Shelhamer, E., & Darrell, T. (2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 3431-3440).
- [4] Arganda-Carreras, I., Seung, H. S., Cardona, A., & Schindelin, J. (2012). Segmentation of neuronal structures in EM stacks challenge-ISBI 2012.