

# CNN を用いたバイオイメージのセグメンテーション

原田大輔\* Iwana Brian\*\* 岡 早苗\*\*\* Timothy Day\*\*\* 藤森俊彦\*\*\* 内田誠一\*\*  
 (\*九州大学 電気情報工学科) (\*\*九州大学大学院 システム情報科学研究院)(\*\*\*基礎生物学研究所)

## 1 はじめに

バイオ分野において、人によって行われる数時間にも及ぶ観察や何千枚もの画像の観察などを代替するため、情報技術の役割は日に日に大きくなっている。特にバイオイメージのセグメンテーション、つまり境界認識では、そのほとんどが手作業で行われており、研究の進捗を遅らせる要因になっている。論文 [1] では畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いた一般物体の境界認識が行われ、高い精度を出している。そこで本稿では、CNN を用いたバイオイメージの境界認識について考察を行う。

## 2 境界認識手法

### 2.1 識別対象

本手法では、対象画像中の各ブロック (28×28 画素) を入力として、その中心の 3×3 画素に含まれる組織種別に関するクラス分類を行う。この領域に複数の組織が混在することもあるので、組織種別が  $N$  種類あれば、 $2^N - 1$  クラスが存在する。そのうち、 $2^N - N - 1$  クラスが混在クラスに対応し、このクラスに識別されれば、そのブロックの中心画素が境界として認識される。

### 2.2 CNN のネットワーク

本手法で用いる CNN は、画像認識領域で非常に高い成果を上げているディープラーニングの手法の 1 つである。畳み込み層とプーリング層を繰り返した層構造をしており、最後に全結合層で各クラスらしさを出力し、その中の最大値が認識結果となるシステムである。実験で用いるネットワークは次の通りである。畳み込み (32 層) -プーリング (2×2) -畳み込み (64 層) -プーリング (2×2) -全結合 (300node) -出力 (7node)。

## 3 実験

対象は小児心臓の MRI 画像で、心筋・血管とその他を認識する。同画像は、HVSMR 2016 の Short-axis, cropped training data というデータセットで、原画像に加え、正解画像も与えられている。正解画像では、心筋 (暗い灰色)、血管 (明るい灰色)、その他 (黒色) と 3 色に色分けされている。従って、認識すべきクラスは 7 つあり、そのうち境界とすべき混在クラスは 4 つとなる。

今回、学習用データとしてランダムに画像を 18 枚を選び、ブロック画像の枚数は計 364,132 枚となった。そのうち 10 % を学習精度チェックデータとし、残りの 90 % でモデルの学習を行った。学習したモデルを用いて認識する対象は、ランダムに画像を 2 枚抽出し、認識対象ブロック画像は合計 49,422 枚であった。

## 4 実験結果と考察

### 4.1 実験結果

上記 CNN による認識率は、学習用データでは 97.4%、識別対象データでは 86.9% となった図 1(c) が混在クラス、すなわち境界だと識別されたブロック画像の中心画素を白色で表示した画像である。また、全結合層の最大値ではなく、そのまま値を用いてブロック画像が境界である確率を求め、図 1(d) にヒートマップで示した。また、表 1 にクラス毎の認識率を示す。

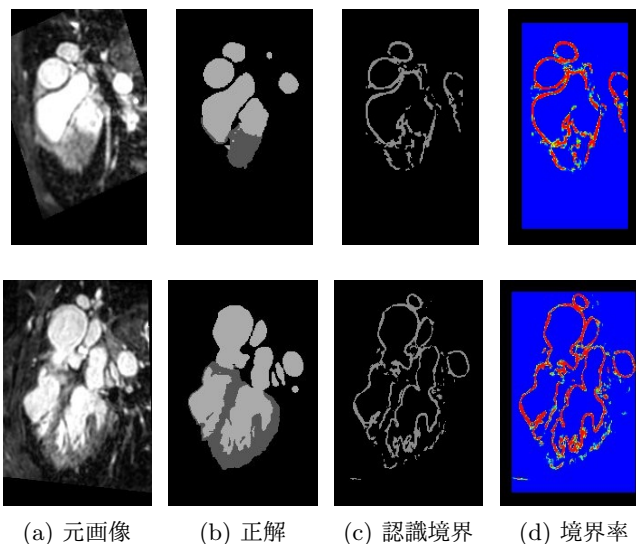


図 1: 認識結果

表 1: クラス毎の認識率

クラス	心筋	血管	他	学習枚数	(%)	識別率
1	×	×	○	229731	(63)	0.94
2	×	○	×	76395	(21)	0.83
3	○	×	×	18271	(5.0)	0.78
4(境界)	×	○	○	18130	(5.0)	0.55
5(境界)	○	○	×	13851	(3.8)	0.55
6(境界)	○	×	○	7118	(2.0)	0.32
7(境界)	○	○	○	636	(0.21)	0.21

### 4.2 考察

図 1(c) を見ると、大まかな境界は認識できることがわかったが、表 1 を見ると、クラスによって認識率に大きな差があり、学習枚数がそれに起因していることもわかった。特に、境界と判断できるクラスの認識率がその他と比べて低く、ここ改善することで、全体的な認識率の向上を見込むことができる。

図 1(a) の下の画像における上部の小さな丸い領域は、正解画像 1(b) では血管となっていない。血管だと判断しても不思議でない領域で、その領域が認識画像 1(c) では境界だと識別されており、現状でも、未知画像の識別を行えることがわかる。

## 5 まとめ

本実験で、大まかな境界を認識できることがわかり、バイオセグメンテーションにおける本手法の有用性を確認することができた。課題として、クラス毎の認識率の差の是正が必要で、学習枚数をそろえる必要があると考えられる。  
 参考文献

- [1] Liang-Chieh Chen, George Papandrepu, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, Akan L. Yuille “Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs” arXiv preprint arXiv:1412.7062 (2014).