

畳み込みニューラルネットワークと完全畳み込みネットワークを用いた

大腸生検診断支援システムの開発

田中敏幸 小林寛知
慶應義塾大学 理工学研究科

1. 研究背景・目的

高齢化に伴い、現在日本における癌患者の死亡数は増加傾向にある。その中でも、大腸癌は日本における癌の罹患数で1位であり、死亡者数でも女性1位、男性3位と大きな割合を占めている。癌と疑わしい場合は細胞診断することで、癌が進行する前に早期発見することができる。その一方、病理医不足は深刻である。病院には病理医が一人しかおらず、すべての生体組織診断（生検）を診断せざるを得ないケースが多発している。更に、誤診断の防止のために一つの生検に対して、ダブルチェック、トリプルチェックする事が強く求められるが、このような背景から一度しかチェックが行われない状況になっている病院も多い。このままでは、病理医 1 人あたりの負担は増大するばかりか、誤診断率の増加や早期発見できた癌の発見が遅れてしまう等の問題につながってしまう。そこで、以上の問題を解決するべく、ダブルチェックやトリプルチェックに使用可能な大腸癌自動診断支援システムの開発が必須である。先行研究[1]では細胞核細胞質比（NC 比）、腺管偽重層、腺腔形状といった病理組織学的指標を再現した特徴量により正常・腺腫・癌の分類を行っているが、像全体から特徴抽出を行っているために、良性と悪性とが混在する場合に判別結果が過小評価され、良性側に希釈されてしまうという問題があった。もう一つ[2]は画像をパッチ分割し学習を行っている。画像認識の手法として畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を用いていたが、訓練データにおいて背景が混在していたり、Groupの特徴を表さない画像が含まれていた。またCNNのネットワーク構造が一律であり、訓練が最適化されていたか疑問が残る。そこで本研究では、大腸の正常細胞(Group1)・腺腫(Group3)・癌(Group5)の3種類の細胞診断用データを用いて、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)の更なる最適化と、新手法である全畳み込みニューラルネットワーク(FCN)との比較を行う。そして大腸癌診断のトリプルチェックに使える診断支援シ

ステムの開発を行う事を目的とすると共に、支援システムのウェブアプリケーション化を行う。

2. 方法

2.1 入力画像

この研究に使用されている学習画像は、大腸癌病理医によって判別された114枚の画像を元に作成された。CNNが学習する画像として200×200ピクセルの正方形の面積のパッチを作成した。アルゴリズムを使用して背景が混在する画像を取り除くと共に、左右の画像反転による水増しを行った。CNNデータセットの総数は7440枚となった。

次に、FCNの訓練画像としてJPEG形式の入力画像と、対になる分類ラベルを持つインデックスカラー画像を作成した。インデックスカラー画像とは1ピクセル毎にラベル付けされたデータと、RGB値を表すカラーマップで構成されるPNGファイルである。大腸がんの教師画像として採用することにより、各ピクセルには各Groupおよび背景からなる4つのインデックスを持つ。

2.2 CNNアーキテクチャ

CNNは畳み込み層とプーリング層が交互に積層された順伝搬型ニューラルネットワークである。畳み込み層は画像の局所特徴を抽出し、プーリング層は局所領域における画素値を集約させる処理を行う。使用するCNNのアーキテクチャとして、VGG16ベースの転移学を行う。VGG 16は、先行研究で用いられたAlexNetよりもエラー率が大幅に改善したモデルである。且つ、ResNet等によりディープなネットワークでは学習が非常に遅くなるがVGG 16は学習スピードも速い。今回はノードの数と隠れ層数を変更した9パターンのモデルで実験を行った。各全結合層の詳細をTable 1に示す。

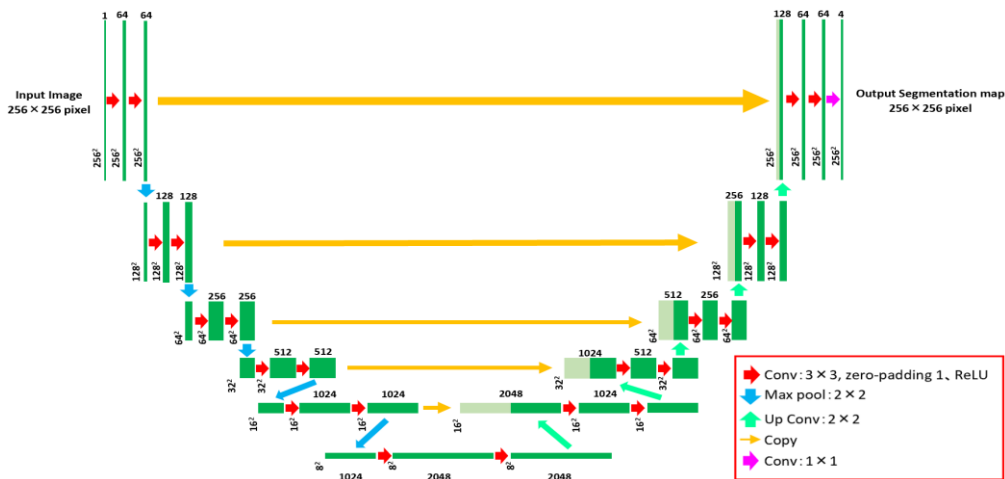


Fig. 1 5層のプーリング層を持つU-NetベースのFCNアーキテクチャ

Table 1 各全結合層におけるノードと隠れ層数

	Number of hidden layers		
	1	2	3
Number of nodes in each layer	64	64/128	64/128/256
	128	128/256	128/256/512
	256	256/512	256/512/1024

Table 2 CNNにおける隠れ層と判別精度の関係

Number of nodes in the last hidden layer	Number of hidden layers		
	1	2	3
64	95.09	95.09	94.97
128	95.22	95.09	94.34
256	95.09	94.47	95.09

2.3 FCNアーキテクチャ

完全畳み込みネットワーク (FCN) の構造は、畳み込み層と全結合層からなるCNNとは異なり、全てが畳み込み層で構成される。出力として、CNNは各分類における確率が出力されるのに対し、FCNは2次元画像が出力される。FCNのモデルとして、U-Netベースのネットワークを構築した。U-Net [3]は細胞画像の分類に用いられている。

プーリング層数を2~5層まで変化させる事で4種類のモデルについて実験を行った。プーリング層が5層の時のモデルをFig. 1に示す。

3. 結果

まずTable 2にCNNの全結合層における隠れ層数の変化と判別精度の関係を示す。各30エポックの学習を行った結果、上記の9つの分類精度は約95%の値を示した。黄色の箇所は最高精度であり、95.22%の精度となった。

次にTable 3にFCNのプーリング層数と判別精度の関係を示す。プーリング層数が多いという事は、よりディープなネットワーク構造であると言える。同じく黄色の箇所が最高精度であり、プーリング層5層の時の最大精度96.52%となった。

Table 3 FCNにおけるプーリング層数と判別精度の関係

Number of pooling layers	Maximum accuracy in each learning
2	95.95
3	96.17
4	96.08
5	96.52

この結果から、CNNとFCNの両者において非常に高い判別精度を得る事に成功した。それぞれの強みとしてCNNは局所領域の判別に強く学習スピードが速い。FCNは病理医に対して視覚的に癌領域を提示することが出来る。

次に、上記のCNNを元に開発したウェブアプリケーションをFig. 2に示す。



Fig. 2 CNNにおけるウェブアプリケーション

4. 結論と今後の展望

本研究では、CNNとFCNを使用した大腸生検画像の自動診断システムを提案した。

結果として、VGG16ベースのCNNにおける最高精度は95.22%であり、U-NetベースのFCNの精度は96.52%となり、両手法を用いたトリプルチェックに使用できる診断支援システムの可能性を示した。また、CNNのウェブアプリケーション化を行い、診断支援システムの原型を示した。

今後は、FCNの学習安定性をあげると共に、CNNとFCNを合わせた診断支援システムのウェブアプリケーション開発が必要となる。

参考文献

- [1] Y. Harai and T. Tanaka, "Automatic diagnosis support system using nuclear and luminal features," 2015 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), pp. 1–8, 2015.
- [2] M. Nagao and T. Tanaka. "Computer-Aided Diagnosis System of Colon Cancer Biopsy Based on Covolutional Neural Network", The 16th International Conference on Biomedical Engineering, 2016
- [3] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox, U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, vol. 9351, pp. 234-241, 2015.