

# CT 画像読影診断支援システムに向けた 深層学習 (U-Net) による肝臓癌領域抽出

神林 悠太<sup>†</sup> 伊藤 彰義<sup>††</sup> 塚本 新<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 日本大学大学院理工学研究科

<sup>††</sup> 日本大学理工学研究所

<sup>†††</sup> 日本大学理工学部

## 1. はじめに

近年, 日本では悪性新生物(癌)による死亡例は非常に多く, 特に肝臓癌での死亡例は毎年減少しているものの依然として年間死亡数は毎年 2 万 5 千人を超えており, その対応は急務のものとされている.[1] 現在では CT(Computed Tomography)や MRI(Magnetic Resonance Imaging)の普及に伴い術前に取得される患者画像情報の利用が進められており, それらはある断面における 2 次元画像が主に利用されている. 患者画像の 3 次元化及びその統計的利用はさらに定量的・客観的な利用を促進するため重要である.

本研究では, 医師による CT 画像の読影診断の支援を目的とし, 深層学習によるセグメンテーション手法である U-Net[2]を用いて肝臓癌の領域抽出を試みた.

## 2. 領域抽出方法

本手法では, U-Net を用いて肝臓癌の領域抽出を行った. U-Net はセグメンテーションを行うためのモデルである. 特長として Encoder 部分と Decoder 部分からなり, Decoder 部分をへて Encoder 部分へと接続し畳み込みをしているため, 位置情報を保存したまま画像の復元ができる.

学習用 CT 画像には肝臓癌が含まれる 8 セットの患者画像を用いた. 1 患者あたりのデータセットとして 1 スライス 512×512pixel, 258~326 スライスの画像からなり, 癌の含まれているスライスと含まれていないスライスが混在している. 教師画像生成には, 本研究室で開発された「HCC(Hepatocellular Carcinoma)3 次元抽出 (3D-HCC)」システム[3]を用いて推定された領域(2 値画像)を用いた.

## 3. 評価方法

U-Net 学習時の損失関数及び, 評価関数には Dice 係数を用いた. ただし, 癌のない領域の教師画像は全 pixel 値が 0 であるため Dice 係数では計算できないので, 独自に作成した以下の関数を用いて計算を行う.  $A$  は U-Net により抽出した肝臓癌領域,  $x, y$  は教師画像の縦, 横の pixel 数である.

$$\frac{x \times y - |A|}{x \times y} \quad (1)$$

## 4. 結果

8 セットのデータを用い学習を行なった後, 患者毎 1 セットずつの元画像用いて領域抽出を行なった. 図 1 は抽出結果の例であり, 低ノイズで良好に癌部位が抽出できている.

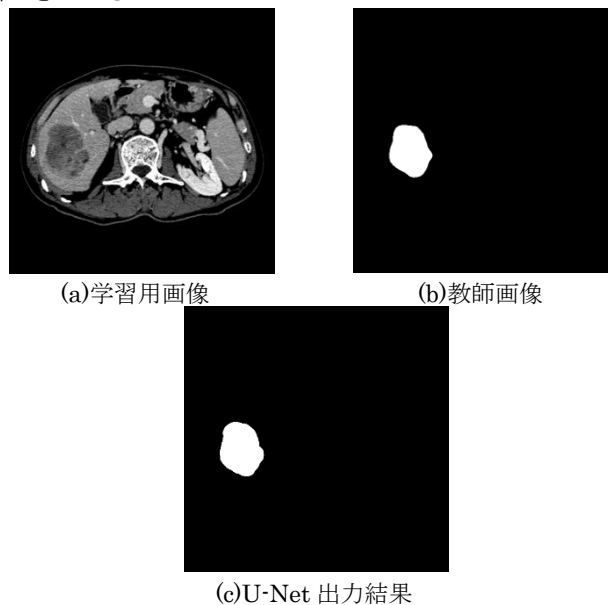


図 1 ある 1 セットにおける U-Net 抽出の(a)学習用画像 (b)教師画像(c)U-Net 出力結果

## 5. まとめ

全てのスライス画像を用いた学習を行い, 複雑な臓器を含む読影画像より, 臓器に注目した事前セグメンテーション等前処理をすることなく低ノイズに抽出を行うことができた. 評価関数依存性等も報告予定である.

## 謝辞

本研究を進めるにあたり CT 画像データを提供して頂きました本学医学部中山壽之准教授, 高山忠利教授に感謝します.

## 参考文献

- [1] 国立がん研究センターがん情報サービス「がん登録・統計」
- [2] O.Ronneberger, P.Fischer, T.Brox, “U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation”, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 9351, pp. 234-241, 2015
- [3] 河原一喜「肝臓細胞癌3次元 CT 画像の凹凸特徴による立体形状評価」本学理工学研究科修士論文(2017)