一般口演 | 画像情報・生体信号処理
一般口演11
画像情報・生体信号処理
2019年11月23日(土) 09:00 ～ 11:00 E会場 (国際会議場 3階中会議室301)

# [3-E-1-05] 食道 MRI画像から小パッチ抽出により CNNを用いた食道部位などの同定の試み

○青山 有花[1]、小野寺 裕也[2]、鈴木 瞭[1]、上杉 正人[1] （1. 北海道情報大学医療情報学部, 2. 社会医療法人恵佑会札幌病院）

キーワード：Artificial Intelligence, Esophageal Cancer, Diagnostic Support, MRI, Convolution Neural Network

【背景】食道は周辺臓器と接しているため，食道がんの他臓器への浸潤を判定する画像診断の役割は大きい。我々は MRI画像から食道部位を他の臓器と分離して同定し， TNM分類における T因子を判定する人工知能の研究に取り組んでいる。今回，小パッチを MRI画像中の各臓器から抽出し，食道部位を同定することを試みたので報告する。

【目的】 MRI画像から抽出した各臓器の小パッチの正答率を求め，食道同定した推論マップと教師データから Jaccard係数， Dice Indexと IoUを用いて評価を行う。

【方法】① MRI画像24例について食道，動脈，気管，肺，心臓，肝臓と脊髄の小パッチ（64× 64）を抽出し，CNN（ Alexnet）を用いて学習を行い交差検定により平均正答率を求めた。②前記学習モデルを用いて，小パッチで MRI画像をスキャンし推論を行い，その推論値から食道部位の推論マップを作製した。医師による正解画像と比較し， Jaccard係数， Dice Index， IoUを求めた。[結果]①各臓器の小パッチの平均正答率は食道0.943，動脈0.982，気管0.978，脊髄0.999，肺0.710，心臓0.775，肝臓0.157であった。②食道の推論マップの Jaccard係数， Dice Index， IoUはそれぞれ0.538，0.684， 0.665であった。

【考察】64×64の小パッチによる食道の平均正答率は0.943と高い値を示した。ほかに動脈，気管や脊髄など小パッチ内に収まる領域の正答率が高く，対象とする臓器の大きさとパッチのサイズの適合性は重要であると考える。領域の同定には FCNのような手法も存在するが，教師データ作成に専門的知識や緻密な作業を必要とするため負担が大きいが，本方法は小パッチ内に対象臓器が入るように抽出すればよく，作業の負担は小さく有用な方法であると考える。

©一般社団法人 日本医療情報学会

# 食道 MRI 画像から小パッチ抽出により CNN を用いた食道部位の同定の試み

青山 有花*1、小野寺 裕也*2、
鈴木 瞭*1、上杉 正人*1
*1 北海道情報大学医療情報学部、*2 社会医療法人恵佑会札幌病院

# Estimating esophageal area on MRI Images using patch-wise training

Yuka Aoyama*1 , Yuya Onodera*2 , Ryo Suzuki*1 ,Masahito Uesugi*1
*1 Hokkaido Information University , *2 Social medical corporation Keyukai Sapporo Hospital

Esophagus is surrounding various organs like aorta, trachea, lung and so on. It is important to determine whether esophageal cancer has invaded other organs. In this study, we are working on artificial intelligence to determine T factor in TNM classification after identifying the esophageal area on MRI images. Small patches were extracted from each organ in the MRI image and trained with CNN. And an inference map was created based on the trained model. As a result, the correct answer rate of the small patch of the esophagus was 0.943. The Jaccard coefficient, Dice index, and IoU of the inference map were 0.538, 0.684 and 0.665 respectively.

Keywords: Artificial Intelligence, Esophageal Cancer, Diagnostic Support, MRI, Convolution Neural Network

## 1. 緒論

2017 年のがん死亡者数のうち食道がんは 8 位であり，年次推移は、男性、女性ともに増加傾向を示している [1]。部位別の 5 年生存率として、がん全体で男性 59%、女性 66%であり、胃・大腸などは比較的高い生存率だが、食道がんは男性 36%、女性 44%と比較的低い傾向である。食道は気管,大動脈,肺,心臓や胃などの臓器と接しているため，治療法の検討に周辺臓器へのがん浸潤度の有無の確認は必須である。したがって、食道がんの他臓器への浸潤を判定する画像診断の役割は大きい。

本研究では食道 MRI 画像から食道部位を他の臓器と分離して同定し，TNM 分類における T 因子を判定する人工知能の研究に取り組んでいる。今回，T 因子判定の前に MRI 画像中の各臓器から小パッチを抽出し，食道部位を同定することを試みた。通常特定の領域の同定にはセマンティックセグメンテーションのように各領域をトレースしてラベル付けして教師データを作成する作業が発生する。この作業には特定分野の知識が必要であり，医師など専門家の協力など負担とそのコストは大きい。小パッチにより領域抽出の先行研究では乳がんを対象に行われている。このデータセット作成には必要な分野の知識を低減できることが示されている [2]。本研究においても MRI 画像から小パッチを抽出してデータセットとして訓練を行い食道領域の同定を試みる。

## 2. 目的

MRI 画像から抽出した食道部位を含む各臓器の 64×64 画素の小パッチを抽出してデータセットを作成し，CNN を使って訓練を行い，食道を含めた各臓器の正答率を求める。食道部位の小パッチの訓練結果をもとに，MRI 画像を小パッチでスキャンし推論マップを作成する。医師が作成した教師データと推論マップから Jaccard 係数，Dice Index および IoU を計算し小パッチを用いた食道領域同定の評価を行う。

## 3. 方法

本研究では小パッチの食道部位の正答率を求める実験と推論マップを作成する実験を行った。つぎに二つの実験の方法を説明する。

### 3.1 小パッチの食道部位の正答率

対象画像の食道 MRI 画像は T2 と STIR 画像の 24 例である。対象画像から食道，動脈，気管，肺，心臓，肝臓と脊髄の 7 つの部位の小パッチ（64×64 画素）を抽出した。各部位の抽出した小パッチの枚数を表 1 に示す。訓練には CNN に Alexnet[3]を用いてクラス分類タスクとして学習を行った。入力画像は同一スライスの T2 と STIR の各部位のパッチを結合した。24 例から切り出された小パッチは 4 グループに分け，データ拡張を行った。データ拡張はランダムに回転±5 度以内、シフト±3 画素以内とし、画像を各グループ約 9000 画像に拡張した。3 グループを訓練データ、1 グループをテストデータとして交差検定を行い正答率を求めた。

表 1 パッチ抽出枚数

| 部位 | 食道 | 動脈 | 気管支 | 肺 | 心臓 | 肝臓 | 脊髄 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 画像数 | 555 | 897 | 668 | 5,049 | 1,828 | 892 | 240 |

### 3.2 食道部位の推論

次に3.1で訓練した学習モデルを用いて，対象の食道MRI画像（T2とSTIR）から64×64の小パッチでスキャンしながら抽出し推論を行い，その推論値から食道部位の推論マップを作製した。食道部位は推論マップ上の最大面積の領域を食道部位とした。読影医による食道部位をトレースした 24 例を正解画像とした。推論マップと正解画像から Jaccard 係数，Dice Index および IoU を求めた。正解領域を A，推論領域を B とするとき，各評価指標は次式から求めた。

$$Jaccard\ coefficient = |A \cap B| \ / \ |A \cup B|$$

$$Dice\ index = 2\ |A \cap B| \ / \ (|A| + |B|)$$

$$IoU = (patch\ A \cap patch\ B)/(patch\ A \cup patch\ B)$$

## 4. 結果

### 4.1 小パッチの食道部位の正答率

各臓器の小パッチの正答率を表 2 に示す。各臓器の小パッチの平均正答率は食道 0.943，動脈 0.982，気管 0.978，脊髄 0.999 と高い値を示した。一方，肺 0.710，心臓 0.775 で正答率は低下し，肝臓は 0.157 で最も低かった。

表 2　正答率

| 部位 | 食道 | 動脈 | 脊髄 | 気管支 | 肺 | 心臓 | 肝臓 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 正答率 | 0.943 | 0.982 | 0.999 | 0.978 | 0.710 | 0.775 | 0.157 |

### 4.2 食道部位の推論

食道部位の推論マップの Jaccard 係数，Dice Index，IoU を表 3 に示す。各評価指標はそれぞれ 0.538，0.684，　0.665 であった。

表3　推論マップの各評価指標

| 評価 | 値 |
|---|---|
| Jaccard coefficient | 0.538 ±0.155 |
| Dice index | 0.684 ±0.170 |
| IoU | 0.665 ±0.251 |

評価指標の Jaccard 係数および Dice Index の高い Top5 を図 1 に示す。各推論マップの下の黒に白抜きの画像は医師によりトレースした正解画像である。Top の症例は Jaccard 係数 0.765 および Dice Index 0.867 とともに高かった。また，Jaccard 係数および Dice Index の低い Bottom5 を図 2 に示す。

## 5.　考察

64×64 の小パッチによる食道部位の平均正答率は 0.943 と高い値を示した。また，食道とともに動脈，気管と脊髄の 4 つの部位は約 0.9 と高い正答率を示し，肺と心臓は約 0.7 と中等度の正答率を示し，肝臓は最低の正答率であった。今回 64×64 の小パッチを用いて訓練を行ったが，この小パッチにほぼ収まる大きさの部位が高い正答率であった。対象とする臓器の大きさとパッチのサイズの適合性は重要であると考える。食道領域の同定においても小パッチで画像をスキャンすることで得ることができた。通常，領域の同定には FCN[4]のようなセマンティックセグメンテーションによる手法も存在するが，教師データの作成に専門的知識と緻密な作業を必要とするため負担が大きいが，本方法は小パッチ内に対象臓器が入るように抽出すればよく，作業の負担は小さく有用な方法であると考える。したがって，医療画像の領域の抽出タスクにおいて教師データ作成の医師への負担軽減ができるのではないだろうかと考える。本研究の最終目標は病理診断における T 分類の結果を教師データとして食道領域を訓練させ，他臓器への浸潤を判定する人工知能の作成である。本研究の手法が次のステップにも有用であると考える。つまり，浸潤の有無と浸潤がある場合その位置を推定できる可能性があると考えている。

図 1　推論マップの結果 Top5

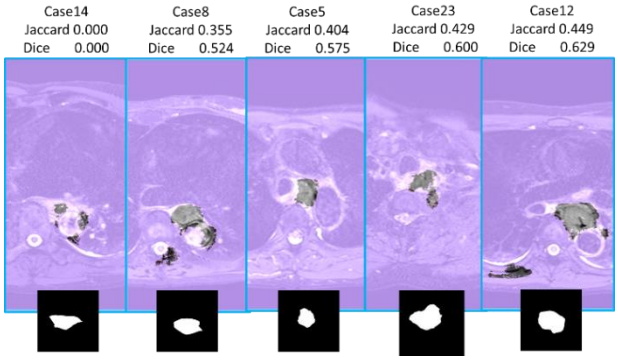
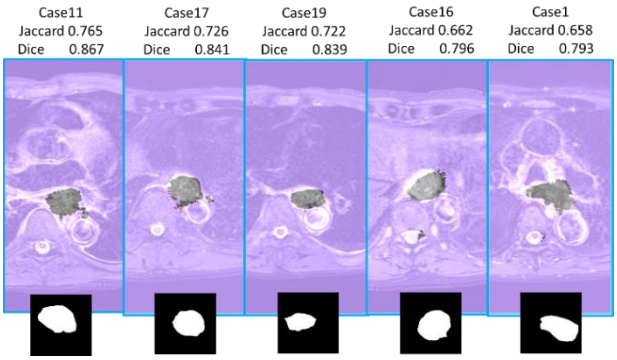



図 2　推論マップの結果 Bottom５




## 6.　結論

食道 MRI 画像から 64×64 の小パッチを 7 つの部位から抽出し、CNN を用いて訓練とテストを行った。食道のパッチの正答率は 0.94 と高い値を示した。また、小パッチ内に対象臓器が収まるものは高い正答率になった。パッチサイズを適切に選ぶことにより正答率を上げることができると考えられる。また，学習モデルから食道の推論マップを作製した。Jaccard 係数 0.538，Dice Index 0.684，IoU 0.665 であった。本手法は教師データの作成を少ないコストで作成することができ，高度な医療分野の知識がなくても応用が可能であり，有用な手法であると考える。

## 参考文献

1) 国立がん研究センター．最新がん統計:[がん登録・統計]．厚生労働省. 20190121.
[https://ganjoho.jp/reg_stat/statistics/stat/summary.html]
2)Teresa AraujÃ jo,Guilherme Aresta,Eduardo Castro. Classification of breast cancer histology images using Convolutional Neural Networks. PLoS ONE, vol. 12, no. 6, p. e0177544,2017
3) Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. NIPS 2012
4) Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. In CVPR, 2015.