

分類とセグメンテーションを活用した膵臓がんの腫瘍検出

宮崎信浩[†] 武部浩明[†] 馬場幸三[†] 馬場孝之[†] 福島大造[‡] 西野徳之[‡]

富士通株式会社[†] 一般財団法人脳神経疾患研究所附属総合南東北病院[‡]

1. 背景

生存率が低いがんは、本人や家族、職場等に深刻な影響を及ぼす重大な社会課題である。がんによる5年後の生存率は、がん全体では約60%に対し、膵臓がんでは約10%とかなり低い。この原因として、膵臓がんは、進行するまで自覚症状が乏しく、医療機関に行くきっかけがないため、初期の段階でがんを発見することができないためである。また、医療機関で検査する段階では、既にごがんが進行し、手遅れとなっていることも原因として挙げられる。膵臓がん患者の命を救うためには、自覚症状が乏しい初期段階の膵臓がんをどのように発見するかが重要となる。そこで我々は、膵臓がんの早期発見を実現するため、医療機関の精密検査で撮影する造影剤を用いた造影CT (Computed Tomography) 画像だけでなく、健康な人も健診で受診する人間ドックで撮影する造影剤を用いない非造影CT画像からも膵臓がんを検出する技術開発を行っている。

2. 関連研究

CT画像に写る膵臓がんの検出は、深層学習を用いた方式が研究成果として報告されている。Liuらは、VGGを基にした分類方式にて、造影CT画像に写る膵臓がんの検出を報告している [1]。Chenらは、C2FNASと呼ばれるU型のネットワークを用いたセグメンテーション方式にて、造影CT画像に写る膵臓がんの検出を報告している [2]。また、Caoらは、nnU-Netを用いたセグメンテーション方式にて、非造影CT画像に写る膵臓がんの検出を報告している [3]。

3. 課題

予備実験として、関連研究で利用されている分類方式およびセグメンテーション方式それぞれを用いた造影/非造影CT画像に写る膵臓がんの検出を行った。予備実験では、分類方式として、[1]のベースとなっているVGG16、セグメンテーション方式として、[2,3]のベースとなっているU-Netを利用した。その結果、分類方式、セグメンテーション方式それぞれにおいて、表1に示す特徴を確認した。

各方式の短所の解決策の1つとして、深層学習に用いるデータを拡充することが挙げられる。しかし、膵臓がんの症例と正解ラベルのペアを大量に用意することは、膨大なコストを要するため、既存のデータから

表1 分類方式とセグメンテーション方式の特徴

方式	長所	短所
分類方式	膵臓がんを漏れが少ない状態で検出可能	膵臓がん以外のものも膵臓がんとして検出する過検出が発生
セグメンテーション方式	膵臓がんを正確に検出可能	膵臓がんを膵臓がんでないと検出する検出漏れが発生

膵臓がんを検出するために有用な情報を効率的に抽出する方式が重要となる。

4. 提案方式

提案方式は、局所的な画像特徴で検出する分類方式と大域的な画像特徴で検出するセグメンテーション方式のそれぞれの方式の長所を活かすことで、両方式の短所を補完する検出方式である。

提案方式の概要を図1に示す。提案方式は、分類方式にて得られたスコアマップをセグメンテーション方式の入力として利用する。分類方式によって得られるスコアマップには、局所的に画像を検出した際の「膵臓がんである確率」の情報が含まれている。そのため、分類方式によって得られたスコアマップをセグメンテーション方式の入力に追加することで、局所的に画像を検出した際に得られた「ここに膵臓がんが存在するかもしれない」という情報をセグメンテーション方式に伝搬可能となる。これにより、セグメンテーション方式は、大域的な画像特徴と分類方式による局所的な画像特徴で検出した結果の両方を参考にした検出が可能となり、検出精度の向上が期待される。

5. 評価

提案方式の有用性を確認するため、造影/非造影CT画像に写る膵臓がんの中で頻度が高い腫瘍の検出を目的とした評価を行った。評価は、深層学習を用いた分類方式とセグメンテーション方式それぞれのモデルから得られた精度と、提案方式のモデルから得られた精度を比較することで有用性を確認した。評価用の症例は、膵臓がん16症例、正常6症例とした。深層学習モデルは、分類方式として8×8の局所領域を検出するVGG16、セグメンテーション方式として512×512の大域的領域を検出するU-Netをそれぞれ利用した。提案方式として、8×8の局所領域を検出するモデルから得られるスコアマップを利用した方式を利用した。評価指標は、表2に示す検出成功率、過検出率を用いた。

評価結果を表3に示す。表3より、分類方式、セグメンテーション方式による検出成功率は、それぞれ25.0%、62.5%に対し、提案方式では、68.8%へ向上す

Pancreatic cancer detection using classification and segmentation methods

[†] Nobuhiro Miyazaki, Hiroaki Takebe, Kozo Baba, and Takayuki Baba at Fujitsu Limited

[‡] Daizo Fukushima and Noriyuki Nishino at Southern TOHOKU General Hospital

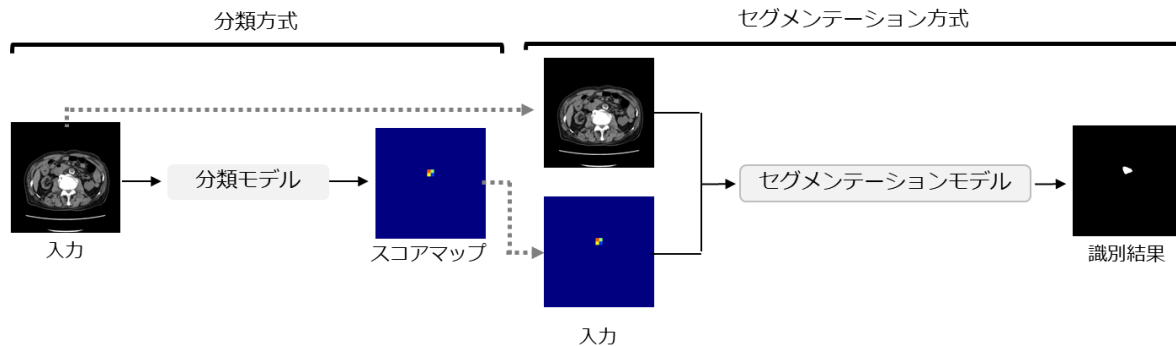


図1 提案方式の概要図

ることを確認した。また、正解としてラベル付けした膵臓がんの領域を一部でも検出できた際に成功とした場合、提案方式は、93.8%と高い検出率であることを確認した。検出成功率は、正解としてラベル付けした膵臓がんの腫瘍領域に対して、正確に検出可能であるかを評価する指標である。よって、提案方式は、分類方式の短所である過検出と、セグメンテーション方式の短所である検出漏れの解決に有用であることを確認した。次に、表3より、分類方式、セグメンテーション方式による過検出率は、それぞれ18.0%、1.3%に対し、提案方式では、1.0%へ改善することを確認した。過検出率は、正常症例に対する過検出の割合を評価する指標である。よって、提案方式は、正常症例に対する過検出の抑制に有用であることを確認した。以上より、評価指標から定量的に提案方式の課題解決に対する有用性を確認した。

分類方式、セグメンテーション方式および提案方式による検出結果の一例を図2に示す。図2(a)より、分類方式で発生していた過検出が提案方式では発生していないことを確認した。また、図2(b)より、セグメンテーション方式では膵臓がんを検出できていないCT画像に対して、提案方式では、正解に近い形で検出できていることを確認した。以上より、検出結果から定性的に提案方式の課題解決に対する有用性を確認した。

6. まとめ

本稿では、膵臓がんの腫瘍が写る造影/非造影CT画像に対し、局所的な画像特徴と大域的な画像特徴の両方を加味した検出方式を提案し、既存技術との比較により、課題解決に有用であることを確認した。

今後は、評価に利用する症例数を増やし、提案方式の汎用性を確認する。

参考文献

[1] KL. Liu et al., “Deep learning to distinguish pancreatic cancer tissue from non-cancerous pancreatic tissue: a retrospective study with cross-racial external validation”, Lancet Digit Health. 2020.
 [2] PT. Chen et al., “Pancreatic Cancer Detection on CT Scans with Deep Learning: A Nationwide Population-based Study,” Radiology, 2023.
 [3] K. Cao et al, “Large-scale pancreatic cancer

表2 評価指標の定義

評価指標	定義
検出成功率	がん症例を撮影した複数枚のCT画像に写る膵臓がんの内、正解としてラベル付けした膵臓がんの領域と、方式によって検出した領域との重なり割合(=Intersection over Union)が0.5以上のCT画像が1枚以上あれば成功とした場合の割合
過検出率	膵臓がんの検出領域の体積/膵臓の体積

表3 評価結果

方式	症例	検出成功率[%]	過検出率[%]
提案方式	がん	68.8	1.0
	正常		
分類方式	がん	25.0	18.0
	正常		
セグメンテーション方式	がん	62.5	1.3
	正常		

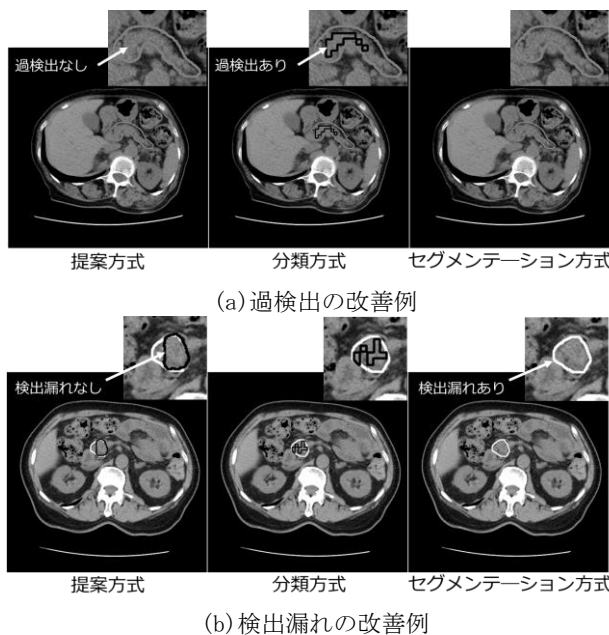


図2 各方式による検出結果一例 (黒:方式による検出結果, 白:正解ラベル, 灰:膵臓領域)

detection via non-contrast CT and deep learning,” Nat Med., 2023.