

MRI 検査で取得される複数の画像を用いた 深層学習による微小病変識別手法の開発

山口達也† 石原正樹† 烏谷あゆ† 岡 礼華† 羽染 祐† 宮崎信浩†

武部浩明† 馬場孝之† 中村優子‡ 檜垣 徹‡† 前田章吾‡ 粟井和夫‡

富士通株式会社富士通研究所† 広島大学大学院医系科学研究科放射線診断学研究室‡

広島大学大学院先進理工系科学研究科‡†

1. 背景

造影剤投与後、複数の時相において撮影を行う Dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging (DCE-MRI) は、造影剤の動態を可視化することによって、病変の有無だけでなく、その良性や悪性などの性状の識別も可能となる有用な検査である。良性の病変を識別することにより、追加検査が必要な対象を絞り込む事ができる。その結果、患者の身体的負担が軽減される。(図1)

しかし、DCE-MRI を用いた病変識別においては、複数の画像を同時に比較しながら識別を行うため、画像診断を行う専門医には知識と経験が求められる。微小な病変の識別は専門医であっても難しいケースが多く、専門医の画像診断業務負担となっている。

そこで我々は、専門医の画像診断業務負担と患者の身体的負担の軽減を目指して、DCE-MRI から得られる複数の画像を用いて病変の自動識別を行う画像診断支援技術の開発を行っている。

2. 先行研究

Takenaga らは、DCE-MRI の一種である Gd-EOB-DTPA 造影 MRI で得られる 5 種類の画像に対して、3D FC-ResNet を用い、肝細胞癌、転移性肝腫瘍、血管腫、嚢胞、癒痕の 5 種類の病変の検出と識別[1]を報告している。Takenaga らの研究

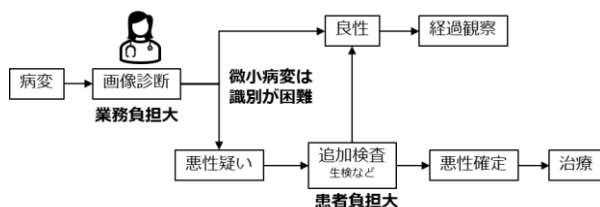


図1 DCE-MRI 診断フロー図

Development of a small lesion identification method by deep learning using multiple images obtained by MRI
† Tatsuya Yamaguchi, Masaki Ishihara, Ayu Karasudani, Ayaka Oka, Yu Hasome, Nobuhiro Miyazaki, Hiroaki Takebe and Takayuki Baba at Fujitsu Research, Fujitsu Limited
‡ Yuko Nakamura, Shogo Maeda and Kazuo Awai at Department of Diagnostic Radiology, Graduate School of Biomedical and Health Sciences, Hiroshima University
‡† Toru Higaki at Graduate School of Advanced Science and Engineering, Hiroshima University

究では、悪性の肝病変に対しては高い精度で検出と識別を実現しているが、良性の病変である血管腫と嚢胞に対しては、血管腫の検出はできず、嚢胞についても微小なものは低い精度に留まっていた。

我々はこれまで、微小病変を検出する手法[2]を報告している。[2]では病変検出に留まり、病変の良性や悪性は識別していない。そこで、微小病変を含む病変に対して、良性や悪性を識別する手法を提案する。

3. 提案手法

3-1. 病変識別モデル

複数画像で構成される画像セットと病変部のマスク画像をアテンション機構に入力することで、病変部を強調した画像セットが生成される。それらを DCNN (Deep Convolutional Neural Network) モデルに入力し、病変の識別を行う。

(図2)

3-2. アテンション機構

予備実験において、画像を直接 DCNN に入力し識別する試行を行った。その際、GradCAM[3]を用いて注目領域の可視化すると、注目領域が病変部以外の部分に散在し誤識別するケースが見られた。そこで、注目領域を病変部に誘導するために、病変部のマスク画像から病変部のサイズに応じた 2 次元ガウス分布マップを生成する。そして、得られた 2 次元ガウス分布マップと DCE-MRI 画像とのアダマール積によって病変部が強調された画像を生成する。

また、専門医へのヒアリングにより、専門医は画像診断の際に病変部だけでなく病変の発生位置や周辺とのコントラスト差など、周辺部の情報も加味しているという知見が得られた。このような知見を考慮し、周辺部の情報も維持できるように、入力画像に 0~1 の間に設定した α を乗じたものを上記の病変部が強調された画像に加算する。これにより、元画像の情報が一定の割合で維持され、病変部に注目しながらも、周辺部の情報を加味した識別を行うことが期待できる。

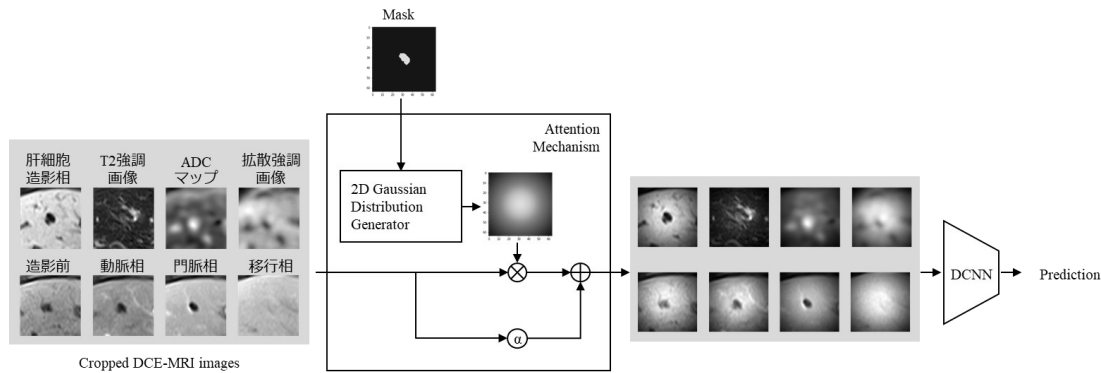


図2 病変識別モデル模式図

4. 評価データ

匿名化された転移性肝がん 51 症例の Gd-EOB-DTPA 造影 MRI 検査画像を利用した。専門医の指導下で、94 個の嚢胞および 64 個の血管腫の正解識別ラベルを付与した 639 個の病変からなるデータセットで評価した。データセットは病変単位で学習用と評価用に 4:1 に分割した。データセットの各病変に関して、最も病変部が分かりやすい肝細胞造影相を基準とし、病変が存在するスライスにおいて、病変部を示すマスク画像と、病変部を中心に 64x64 の ROI を設定し、T1 強調画像の造影前、動脈相、門脈相、移行相、と、T2 強調画像、拡散強調画像、ADC マップの同じ位置のスライスから対応する ROI を切り出して組み合わせた 8 枚の画像セットを作成した。

5. 評価方法

本手法の識別精度を評価するために、病変サイズごとに適合率、再現率、全体の正解率を求めた。

6. 結果

アテンション機構を用い、 $\alpha=0.1$ とした場合に、最も良い識別精度を示した。10 mm 未満の病変では嚢胞を適合率 0.45、再現率 0.54、血管腫を適合率 0.31、再現率 0.50、全体の正解率 82%で

識別した。10 mm 以上 20 mm 未満の病変では、嚢胞を適合率 0.73、再現率 0.73、血管腫を適合率 0.65、再現率 0.52、全体の正解率 79%で識別した。20 mm 以上の病変では、嚢胞を適合率 1.00、再現率 0.44、血管腫を適合率 0.76、再現率 0.41、全体の正解率 63%で識別した。

7. 考察

先行研究では微小な病変を識別することは困難であったが、独自のアテンション機構の導入により注目部位を誘導することで、識別精度を向上した。正解率 80%を識別精度の目標としており、10mm 未満の微小病変に対して目標を達成した。

8. まとめ

本研究では、DCE-MRI で取得される複数画像の特徴を統合し、病変を識別する手法を開発、肝病変の良性識別においてその有用性を確認した。本手法により、良性を自動識別することが可能になれば、精密検査やフォローアップを不確定病変に限定でき、専門医の業務負荷や患者の身体的負荷の軽減につながると期待する。

参考文献

[1] Takenaga T. et al. Multichannel three-dimensional fully convolutional residual network-based focal liver lesion detection and classification in Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI. *Int J Comput Assist Radiol Surg.* **16**(9),1527-1536 (2021).
 [2] Karasudani A. et al. Multi-scale sampling method adapted for the detection of small hepatic lesions on gadoxetic acid-enhanced hepatobiliary phase MR images, *RSNA2022, S3A-SPGI-5* (2022).
 [3] Selvaraju R.R.et al. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. *Int J Comput Vis* **128**, 336–359 (2020).

Size	嚢胞		血管腫		全体 正答率
	適合率	再現率	適合率	再現率	
0 - 10 mm (N=377)	0.45 (N=39)	0.54	0.31 (N=20)	0.50	82%
10 - 20mm (N=273)	0.73 (N=73)	0.73	0.65 (N=54)	0.52	79%
20 mm < (N=253)	1.00 (N=25)	0.44	0.76 (N=111)	0.41	63%

表1 病変サイズごとの識別精度評価結果