

距離学習を導入した CenterNet による 腹部超音波画像からの肝腫瘍検出と分類

B4 原 英吾

1 研究背景および目的

- 背景
 - 器具の操作と診断を同時に行わなければならない高難易度
 - * 特に悪性腫瘍（肝細胞がんと転移性肝がん）は見逃してはならない
 - 先行研究
 - * 2 段階の推論ステップを踏んでいる 4 クラス検出を行う
 - * 精度は 0.7617 ($\approx 0.8550 \times 0.8909$)
 - ・ YOLOv5 での検出 (Recall) : 0.8550
 - ・ VGG16 での分類 (Accuracy) : 0.8909
 - * 円形である腫瘍の検出に適していない可能性がある
 - ・ YOLO 系統は様々なアスペクト比の物体を検出するという前提のモデル
 - * 大域特徴を用いないで分類するため精度が落ちている可能性がある
 - ・ 腫瘍領域として切り取られた診断画像に対して分類をしている
- 目的
 - 既存の研究を踏まえたモデルの精度向上
 - * 単一モデルで推論を行うことで精度向上を目指す
 - 超音波支援システムの開発

2 これまでの研究のまとめ

- データセット
 - 国立研究開発法人日本医療研究開発機構 (AMED)¹から提供された延べ 8 万枚のデータ
 - * 腹部超音波画像, ROI, 年齢, 性別, 撮影器具など

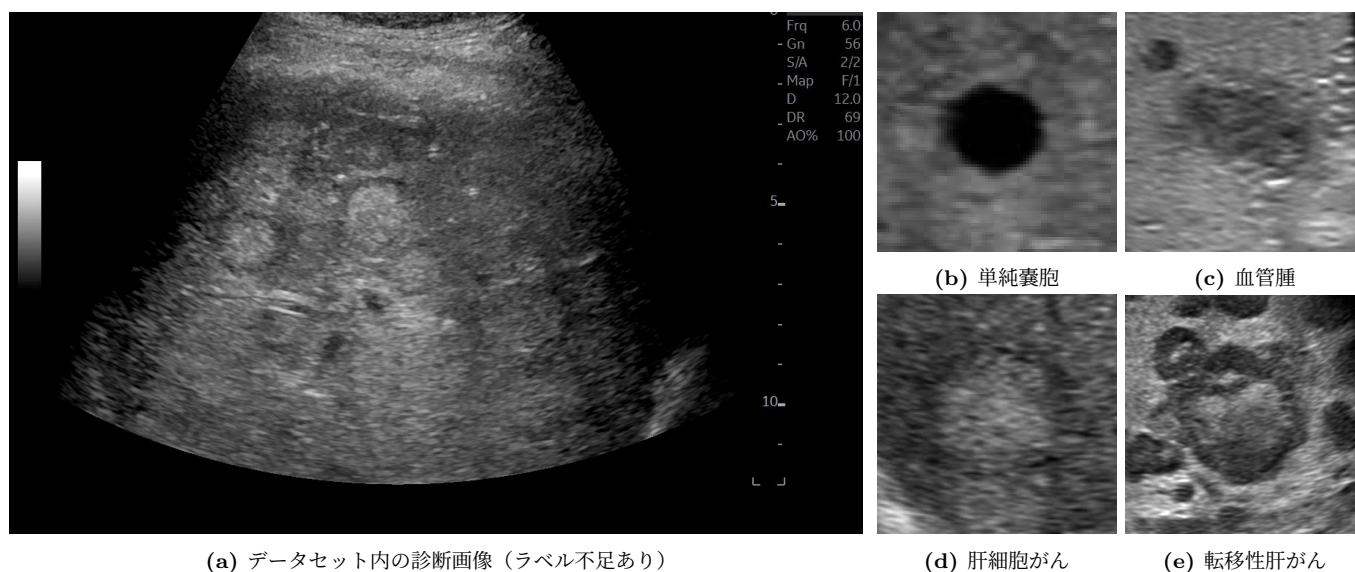


図 1: 実験で用いる超音波画像例

¹<https://www.amed.go.jp/>

表 1: データセット分割後のそれぞれの枚数

診断名	train	validation	test	合計
単純嚢胞	24,217	3,018	3,037	30,272
血管腫	23,749	3,059	2,962	29,770
肝細胞がん	10,934	1,310	1,371	13,615
転移性肝がん	8,222	1,003	1,021	10,246
合計	67,122	8,390	8,391	83,903

– 表 1 で示す様に train : validation : test = 8 : 1 : 1 に分割する

● 実験手順

1. SimSiam で backbone を事前に距離学習させる
2. CenterNet で学習
 - 距離学習させたバックボーンネットワークの重みを有効活用するために層単位で段階的に解除していく
3. CenterNet のみで推論
 - 信頼度のしきい値は F1 値が最大となる時の値

● 結果

- 分類精度が向上
 - * 大域特徴を用いて分類することができた
 - * SimSiam による影響も大きそう
- 検出精度は向上していない
 - * 距離学習で検出に不向きな特徴量を学習してしまった
 - * 検出の head を分離する？
- エッジデバイスでの使用が易化
 - * 推論必要なメモリメモリが 50%に
 - * 推論スピードが 33%に

表 2: 提案手法を用いたモデルでの評価指標毎の値

診断名	腫瘍数	提案手法					YOLOX				
		FP	FN	Precision	Recall	F1	FP	FN	Precision	Recall	F1
Cyst	3,037	492	357	0.832	0.873	0.852	851	297	0.741	0.892	0.809
HCC	1,371	168	339	0.722	0.601	0.657	371	371	0.471	0.591	0.524
Hem.	398	301	465	0.828	0.796	0.812	468	591	0.740	0.744	0.742
Meta	1,021	172	290	0.619	0.543	0.578	28	339	0.686	0.106	0.183
合計	8,391	1,133	1,451	0.750	0.703	0.725	1,718	1,598	0.685	0.695	0.690

表 3: 従来手法, YOLOX と提案手法の比較

	使用メモリ (MB)	推論速度 (/sec)	再現率 $_{det}$	精度 $_{cls}$	4 クラス検出精度	信頼度
従来手法 [1, 2]	3898.3	0.0272	0.8550	0.8909	0.7617	0.30
YOLOX[3]	4178.9	0.0167	0.8096	0.8447	0.6839	0.35
提案手法	1838.2	0.0095	0.8271	0.9206	0.7614	0.40

3 前回 GM からの進捗

- UMAP を用いて可視化
 - 図 2 は散らばってしまっているので初期の重みとしては不適切
- WiNF の原稿を書いて申し込んだ（先生方ありがとうございました）

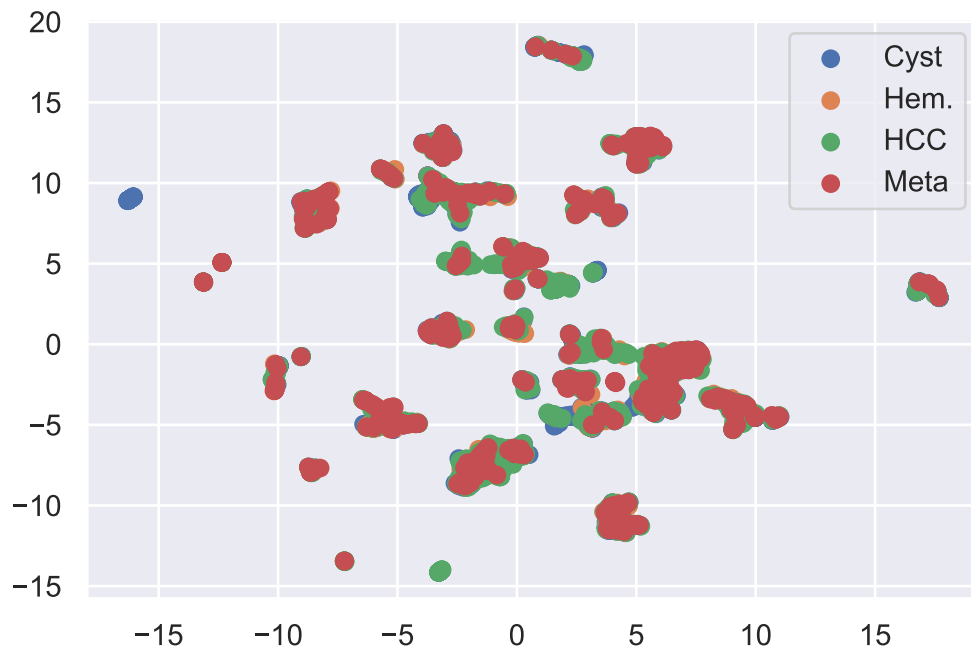


図 2: ImageNet で事前学習済みの ResNet18 を用いた可視化

4 今後の課題&スケジュール

- 11/15 までに
 - SimSiam で学習済みの ResNet18 を用いて UMAP で可視化したい
- 12/1 までに
 - IWAIT2023 の原稿提出期限
- 12/17 までに
 - WiNF2022 の発表スライド？
- 12/20 までに
 - 卒論の原稿（粗めでも可）
- 1/8 までに
 - IWAIT2023 の発表スライド？

参考文献

- [1] Yamagishi, S., Doman, K., Mekada, Y., and Nishida, N., “Detection and tracking of liver tumors for ultrasound diagnostic support using deep learning,” *Journal of Image and Graphics* **10**(1), 50–55 (2022).
- [2] Nishida, N., Yamakawa, M., Shiina, T., Mekada, Y., Nishida, M., Sakamoto, N., Nishimura, T., Iijima, H., Hirai, T., Takahashi, K., et al., “Artificial intelligence (ai) models for the ultrasonographic diagnosis of liver tumors and comparison of diagnostic accuracies between ai and human experts,” *Journal of gastroenterology* **57**(4), 309–321 (2022).
- [3] Ge, Z., Liu, S., Wang, F., Li, Z., and Sun, J., “Yolox: Exceeding yolo series in 2021,” *arXiv preprint arXiv:2107.08430* (2021).