

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
- 肝臓は沈黙の臓器と呼ばれ初期には自覚症状がほとんどない
 - * 症状を自覚している時には重症化している場合が多い
- 機械学習による診断のサポート
 - * 良性・悪性を見分けることが重要視される
 - * 図 1 の様に明らかなラベル不足¹のある画像が存在する

● 目的

- 既存の研究を踏まえたモデルの精度向上
 - * 良性・悪性判別の高精度化
- 超音波支援システムの開発
 - * 早期発見につながると良い

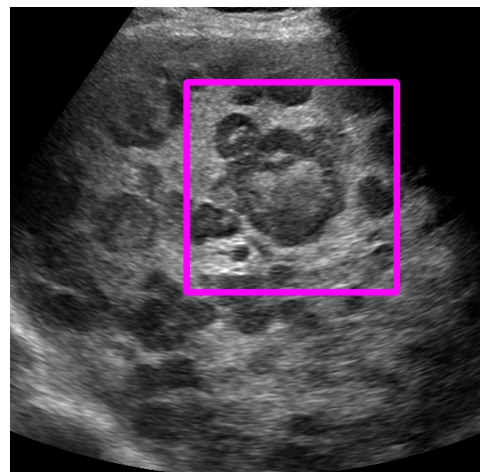
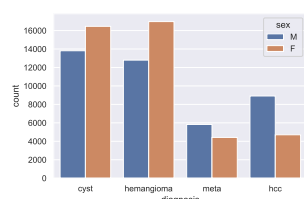


図 1: ラベル不足のある診断画像例

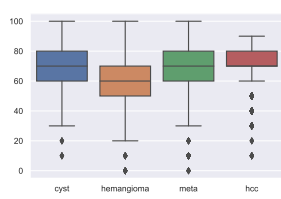
2 これまでの研究のまとめ

● データセット

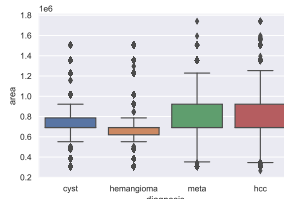
- 国立研究開発法人日本医療研究開発機構 (AMED)²が提供している延べ 8 万枚に及ぶ以下のデータが付随
 - * 腹部超音波画像, ROI
 - * 年齢, 性別



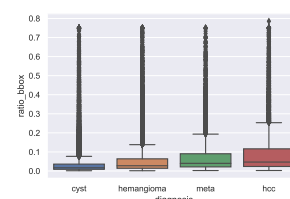
(a) 性別毎の画像枚数



(b) 診断名毎の年齢分布



(c) 診断名毎の画像サイズの分布



(d) 診断名毎の bbox の割合

図 2: データセットにおけるデータの分布

— 性別 (図 2a)

- * HCC(肝細胞癌) は男性が罹患しやすい
 - ・ 昔は男性の方が飲酒・タバコが多く癌に罹りやすかったという時代背景があるかもしれない
- * hemangioma(血管腫) は女性が罹患しやすい
- * Meta(転移性肝癌) は他の症状よりも少ない

— 年齢 (図 2b)

- * cyst(単純嚢胞), hemangioma(血管腫) の分布にはあまり特徴がない

¹今回は図 1 の様なアノテーションが不足しているものを指す

²<https://www.amed.go.jp/>

- * hemangioma(血管腫) は比較的若年層でも罹患する
- * Meta(転移性肝癌) における 0 歳はラベルミスである可能性が高い
- * HCC(肝細胞癌) は比較的高齢者が罹患しやすい
- 画像サイズ (図 2c)
 - * hemangioma(血管腫) は比較的画像サイズが統一されている
 - ・ 腫瘍の大きさが血管に依存するためあまり偏りが生じていない?
- bbox の画像に占める割合 (図 2d)
 - * cyst(単純嚢胞) は他の診断と比べて bbox の割合が低い ($\frac{1}{2}$ 程度) である
 - * HCC(肝細胞癌) は画像に占める bbox の割合が高い
- 症状毎の特徴を調査

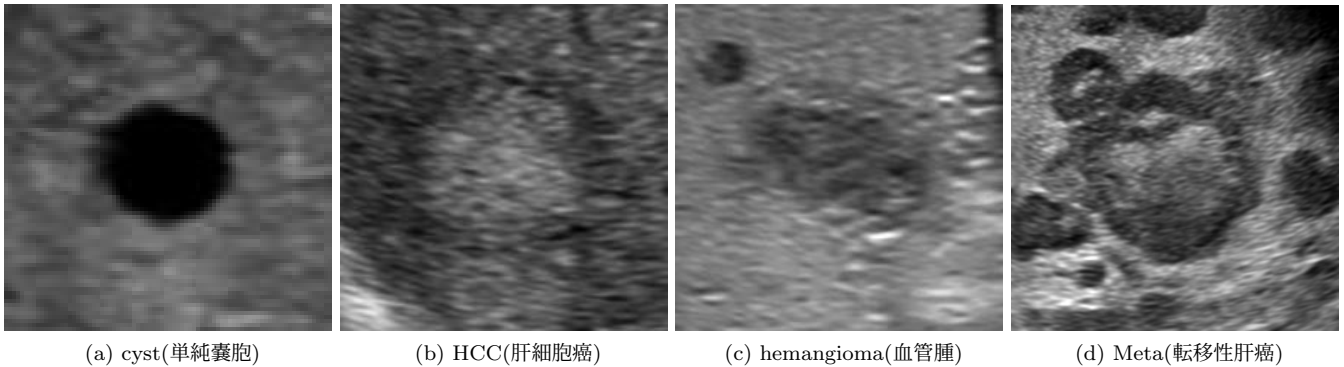


図 3: 症状毎における腫瘍の超音波画像

- cyst(単純嚢胞) (図 3a)
 - * 液体が貯留されている状態の良性腫瘍
 - * 症状がでないことが多いため大きな腫瘍になって発見されることが多い
 - * 嚢胞の内腔に向けて増殖するため転移することは少ない
- HCC(肝細胞癌) (図 3b)
 - * 肝臓にできる**悪性腫瘍**の中で最も多いと言われている
 - * 約 90%がウイルス感染症が原因
 - ・ B 型肝炎ウイルス (HBV) が約 20%
 - ・ C 型肝炎ウイルス (HCV) が約 70%
- hemangioma(血管腫) (図 3c)
 - * 肝臓にできる良性腫瘍の中で最も多い
 - * 女性ホルモンが原因で女性が罹患しやすいと言われているが詳しくは解明されていない
 - * 血管が無数に絡み合うことによって出来た血管の塊であることから血流が遅いという特徴がある
 - * 他の臓器に浸潤したり転移することは無いと言われている
- Meta(転移性肝癌) (図 3d)
 - * 門脈を介して大腸癌などの消化器癌から転移する割合が多い**悪性腫瘍**
 - * 類似したエコーパターンをもつ腫瘍が多発してみられることが多い
- データクレンジング
 1. 400 × 400 以下の画像の除外
 2. Perceptual Hash を利用した類似画像の除外
 3. 青色や黄色のスケールの除去
- 提供されているデータを COCODataset の形式に変換
 - train data : test data : val data = 67122 : 8390 : 8391
 - 見やすいようにインデントしたファイル³も作成

³[//aka/work/hara.e/AMED/lib/dataset/annotations/train_large.json](https://aka/work/hara.e/AMED/lib/dataset/annotations/train_large.json) など

- 1 クラスと 4 クラス検出の学習結果

- 評価指標の値を算出する為の条件

- * IoU のしきい値は 0.25
 - * 信頼度のしきい値は 0.00 から 1.00 まで 0.05 区切りで F1 値が最大となる値
 - ・ YOLOX: 0.35
 - ・ CenterNet: 0.30
 - * 腫瘍に複数の予測がかかった時
 - ・ NMS で統合されていなくても正検出を 1 と扱う
 - ・ 異なるクラスが予測された場合は信頼度が最大となる予測を検出として扱う

Label	None	0	851	371	468	28
	cyst	297	2708	17	15	0
	HCC	371	25	810	152	13
	hem.	591	33	126	2203	9
	Meta	339	37	396	141	108
		None	cyst	HCC	hem.	Meta
		Preds				

(a) YOLOX[2] での 4 クラス検出結果

Label	None	0	619	147	398	173
	cyst	208	2791	6	18	14
	HCC	271	12	871	103	114
	hem.	269	20	49	2558	66
	Meta	265	12	115	80	549
		None	cyst	HCC	hem.	Meta
		Preds				

(b) CenterNet[4] での 4 クラス検出結果

図 4: YOLOX[2] と CenterNet[4] での 4 クラス検出した時の混同行列

表 1: 1 クラス検出と 4 クラス検出の学習で得られた精度

model	backbone	classes	epoch	size	batch_size	IoU			area		
						mAP	AP ₅₀	AP ₇₅	AP _S	AP _M	AP _L
YOLOX[2]	DarkNet	1	300	512	64	0.519	0.839	0.558	-	0.639	0.631
		4				0.279	0.526	0.248	-	0.221	0.288
CenterNet[4]	ResNet18	4	300	512	16	0.344	0.639	0.332	-	0.347	0.326

表 2: YOLOX[2] で 4 クラス検出を行った時の評価指標毎の値

Diagnosis	データ総数	過検出数	未検出数	precision	recall	f1-score
cyst	3037	851	297	0.7411	0.8917	0.8094
HCC	1371	371	371	0.4709	0.5908	0.5241
hemangioma	2962	468	591	0.7395	0.7438	0.7416
Meta	1021	28	339	0.6855	0.1058	0.1832
合計	8391	1718	1598	0.6588	0.5830	0.5646

表 3: CenterNet[4] で 4 クラス検出を行った時の評価指標毎の値

Diagnosis	データ総数	過検出数	未検出数	precision	recall	f1-score
cyst	3037	619	208	0.8080	0.9190	0.8600
HCC	1371	147	271	0.7332	0.6353	0.6807
hemangioma	398	269	235	0.8103	0.8636	0.8361
Meta	1021	173	265	0.6339	0.5377	0.5669
合計	8391	1208	979	0.7377	0.7389	0.7359

- 実験で用いる SimSiam[5] のプログラムを書いた

- 元論文のプログラムでは backbone の fc 層しか用いられていなかった
 - (自分の書いたプログラムではないからかもしれないが) 汚くて使いにくかった

3 前回の GM からの進捗

- SimSiam[5] で距離学習後に重みを全て固定した backbone を用いて学習させた CenterNet[4] と段階的に backbone の重みを解除させながら学習させた CenterNet[4] の 2 パターンで 4 クラス検出を行った

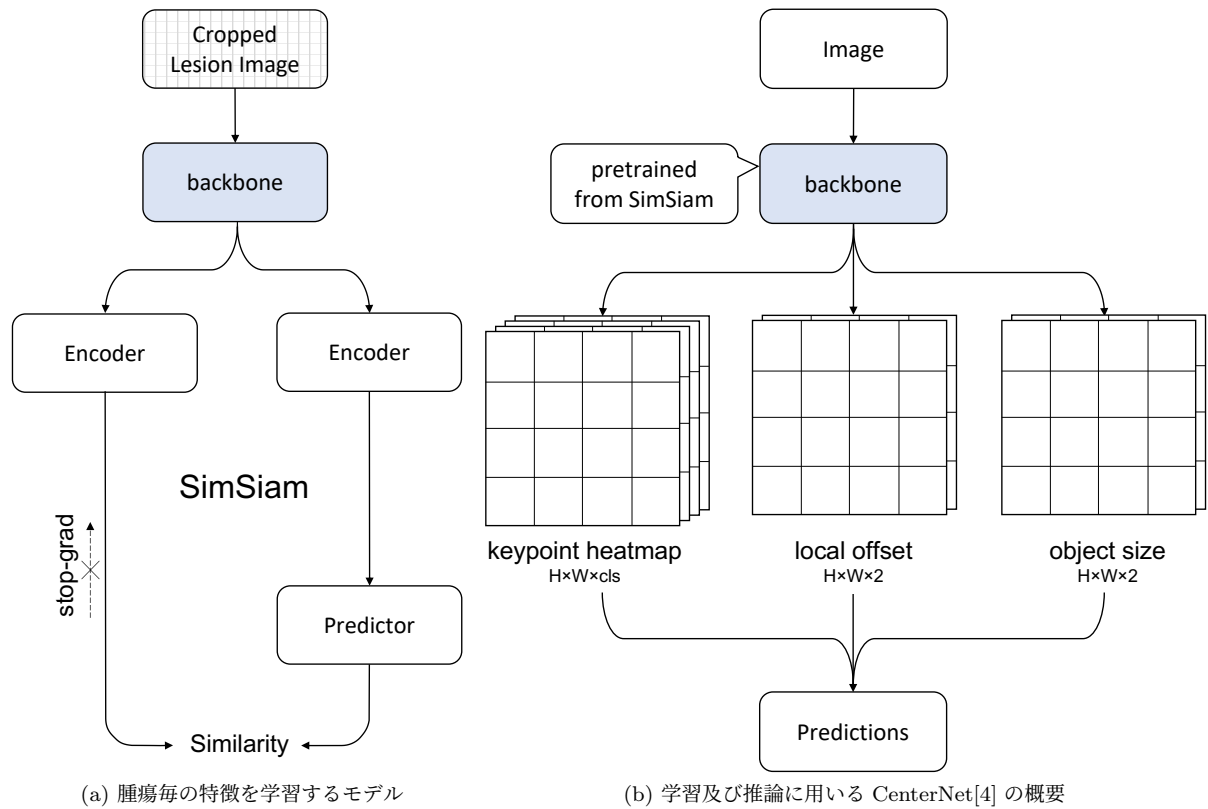


図 5: 実験で使ったモデル

Label	None	0	1871	398	725	229
	cyst	327	2649	14	29	18
	HCC	804	33	336	125	73
	hem.	1574	75	93	1168	52
	Meta	579	51	115	90	186
	Preds	None	cyst	HCC	hem.	Meta

(a) backbone の重みを全て固定したモデルでの混同行列

Label	None	0	492	168	301	172
	cyst	357	2651	8	12	9
	HCC	339	8	825	97	102
	hem.	465	23	57	2359	58
	Meta	290	13	84	80	554
	Preds	None	cyst	HCC	hem.	Meta

(b) 段階的に backbone の重みを解除したモデルでの混同行列

図 6: 実験で使ったモデルでの検出と分類の結果

表 4: SimSiam[5] で距離学習後に段階的に backbone の重みを解除したモデルでの評価指標毎の値

Diagnosis	データ総数	過検出数	未検出数	precision	recall	f1-score
cyst	3037	492	357	0.8318	0.8729	0.8519
HCC	1371	168	339	0.7224	0.6013	0.6566
hemangioma	398	301	465	0.8280	0.7964	0.8119
Meta	1021	172	290	0.6190	0.5426	0.5783
合計	8391	1133	1451	0.7503	0.7034	0.7247

- 考察 (図 4b と図 6b の比較)
 - 全体的に分類精度が向上している
 - * 特に Meta の分類が向上している
 - * 分類に有効な特徴量を SimSiam[5] で学習できている症状もある
 - * 検出の精度は落ちているところは問題
 - ・ 図 6b では信頼度の値を 0.40 としているから Recall が低くなっている
- COCOAPI (validation データ) での結果まとめ

表 5: 1 クラス検出と 4 クラス検出の学習で得られた精度

model	backbone	weights	classes	epoch	size	IoU			area		
						mAP	AP ₅₀	AP ₇₅	AP _S	AP _M	AP _L
YOLOX[2]	DarkNet	flex	1	300	512	0.519	0.839	0.558	-	0.639	0.631
			4			0.279	0.526	0.248	-	0.221	0.288
CenterNet[4]	ResNet18	flex	4	300	512	0.344	0.639	0.332	-	0.347	0.326
		fix				0.150	0.309	0.127	-	0.119	0.161
		stepwise				0.303	0.568	0.286	-	0.295	0.309

- CenterNet のプログラムを実装⁴
 - モデル
 - loss
 - decoder

4 今後の課題&スケジュール

- 7/19 までに
 - IWAIT2023 に出す abstract の内容相談
 - * まだ WEB サイトが公開されていないので締め切りがわからない

参考文献

- [1] Anonymous authors. [DEEP DOUBLE DESCENT: WHERE BIGGER MODELS AND MORE DATA HURT](#) ICLR 2020, 2020.
- [2] Zheng Ge, Songtao Liu, Feng Wang, Zeming Li, and Jian Sun. [YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021](#), 2021.
- [3] Ting Chen, Simon Kornblith, Mohammad Norouzi, Geoffrey Hinton. [A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations](#), 2020.
- [4] Xingyi Zhou, Dequan Wang, Philipp Krähenbühl. [Objects as Points](#), 2019.
- [5] Xinlei Chen, Kaiming He. [Exploring Simple Siamese Representation Learning](#), 2020.

⁴[mmdetection](#) 参考