

腹部超音波画像からの腫瘍検出

B3 原 英吾

1 研究背景および目的

● 背景

- 検査実施者は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
 - * 提供されているデータには、図 1 の様に明らかなラベル不足のある画像が存在する

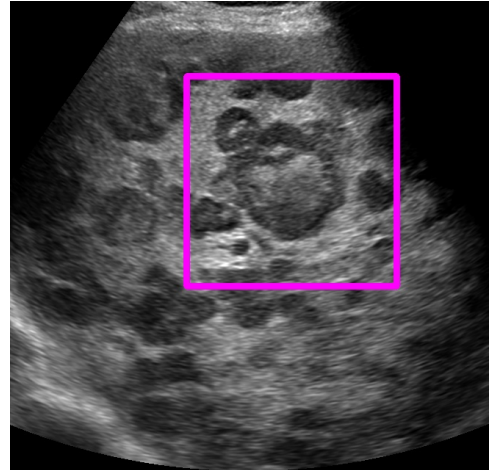


図 1: ラベル不足のある診断画像例

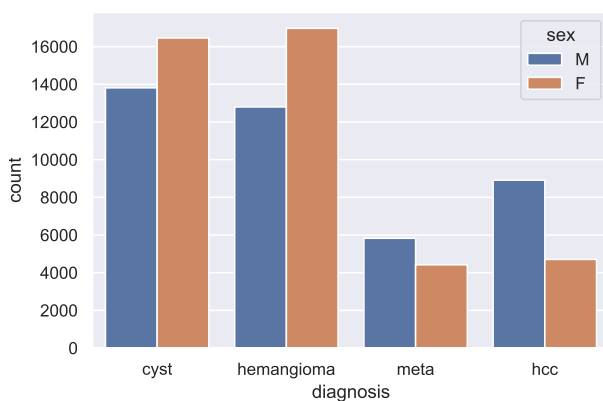
● 目的

- 既存の研究を踏まえたモデルの精度向上
 - * noisy label¹による精度低下の改善
- 超音波支援システムの開発
 - * 早期発見につながると良い

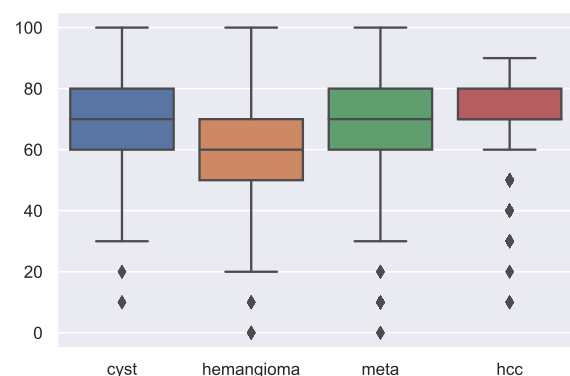
2 これまでの研究のまとめ

● 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

図 2: データセットにおけるメタデータの分布

ー 性別 (図 2a)

- * hcc(肝細胞癌) は男性が罹患しやすい

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/>

- ・ 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
 - * 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

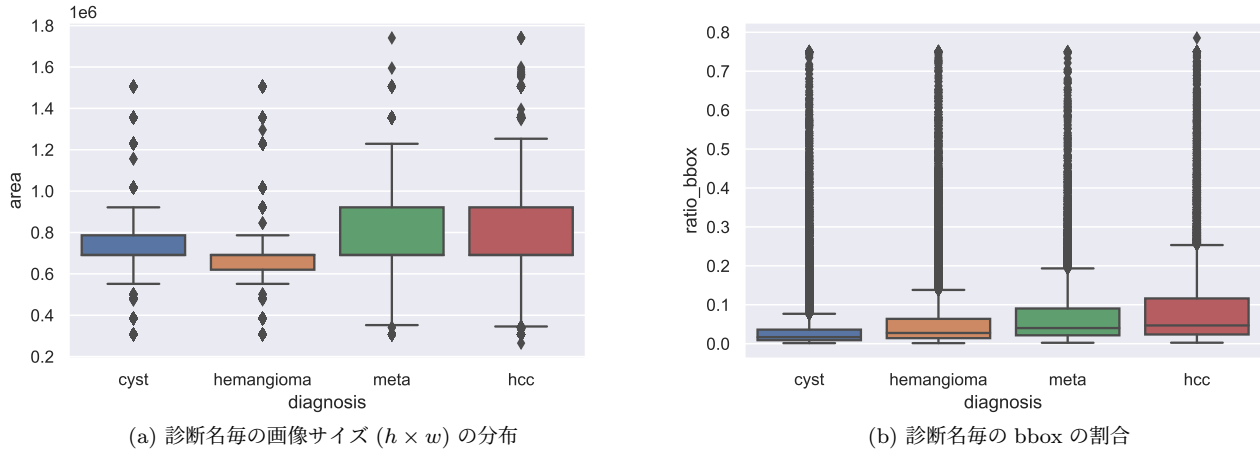


図 3: データセットにおける画像及び bbox の割合の分布

- 画像サイズ (図 3a)
 - * 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 3b)
 - * 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

● データクレンジング

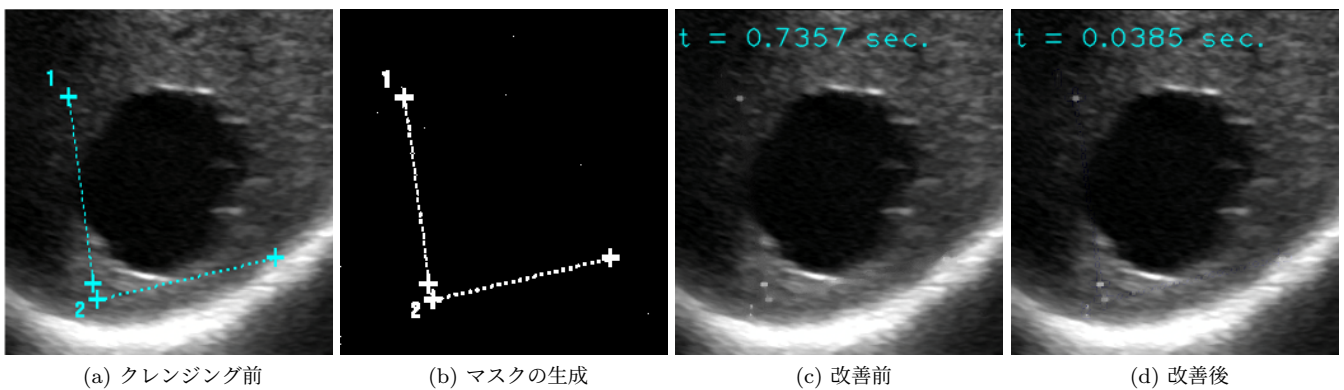


図 4: データクレンジングを行った結果

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

- 図 4d の様に元の精度を保ったまま約 20 倍高速化

● 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

3 前回の GM からの進捗

- 症状毎の特徴を調査

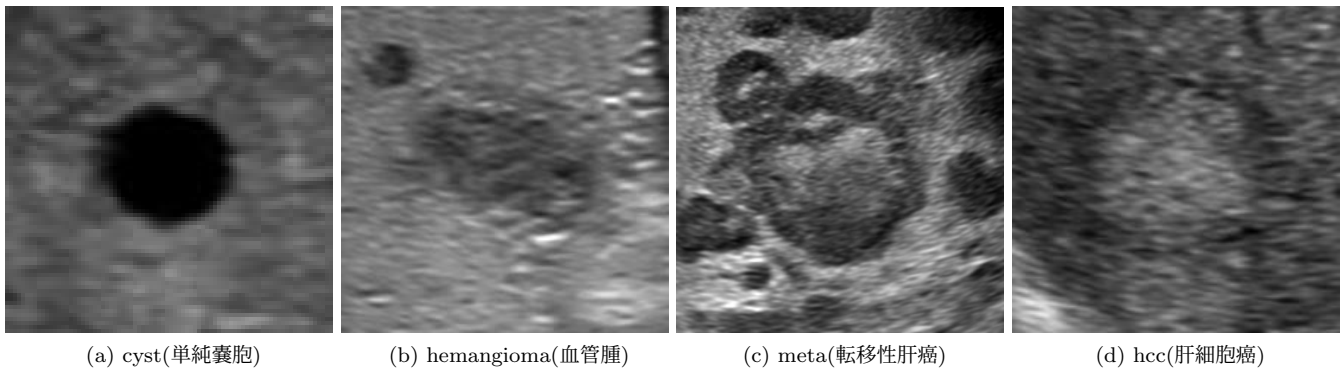


図 5: 症状毎における腫瘍の超音波画像

- cyst(単純嚢胞) (図 5a)
 - * 液体が貯留されている状態
 - * 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
- hemangioma(血管腫) (図 5b)
 - * 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 5c)
 - * 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
 - * 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
- hcc(肝細胞癌) (図 5d)
 - * 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%

- YOLOX を用いた 4 クラスの腫瘍検出

- 学習条件

seed	0
model	YOLOX-s
pretrained	ImageNet
data 数	67122
batch_size	64
total_epoch	50
input_size	(512, 512)
weight_decay	0.0005
momentum	0.9
scheduler	yoloxwarmcos
criterion	BCELoss
device	gpgpu8
計算時間	30 min/epoch

表 1: 学習に用いた条件

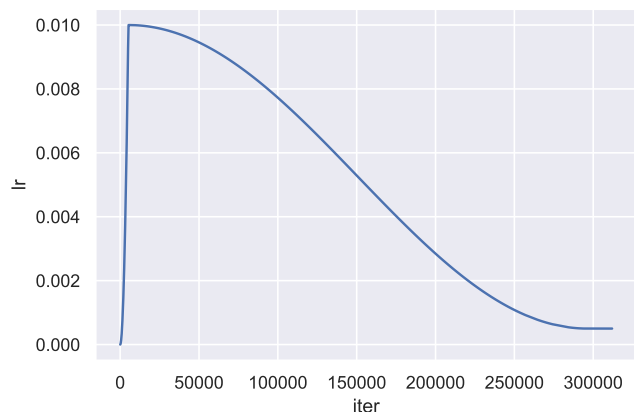


図 7: yoloxwarmcos

— 学習結果

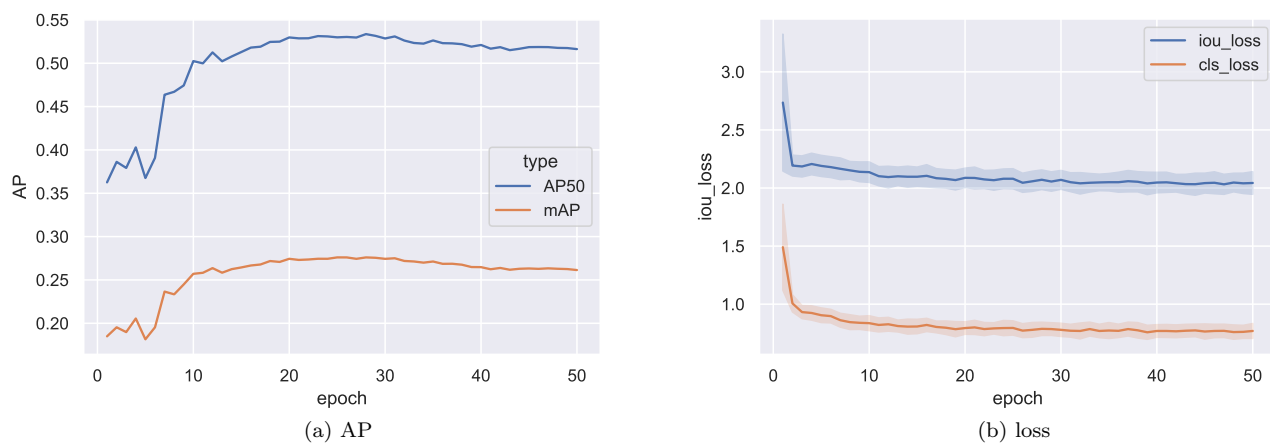


図 8: YOLOX で 4 クラスの検出を行った時の AP と loss

— 考察

- * クラスを誤って検出しているものが多い可能性がある

● YOLOX を用いた 1 クラスでの腫瘍検出

— 学習条件

- * ほぼ表 3 と同様
- * totalEpoch = 300

— 学習結果

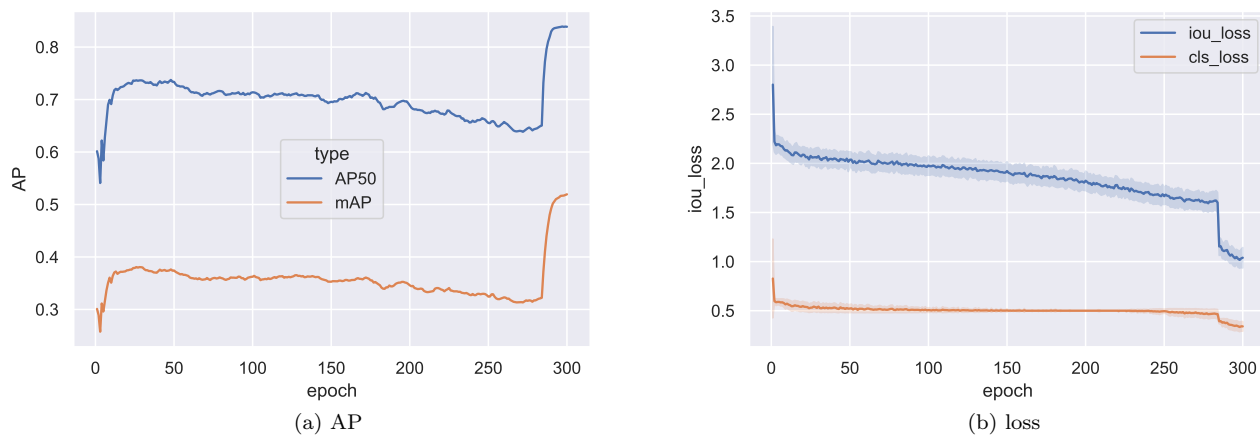


図 9: YOLOX で 1 クラスの検出を行った時の AP と loss

— 考察

- * Double Descent が起きている？
- * Noisy Label が最も大きな要因らしい

- まとめ

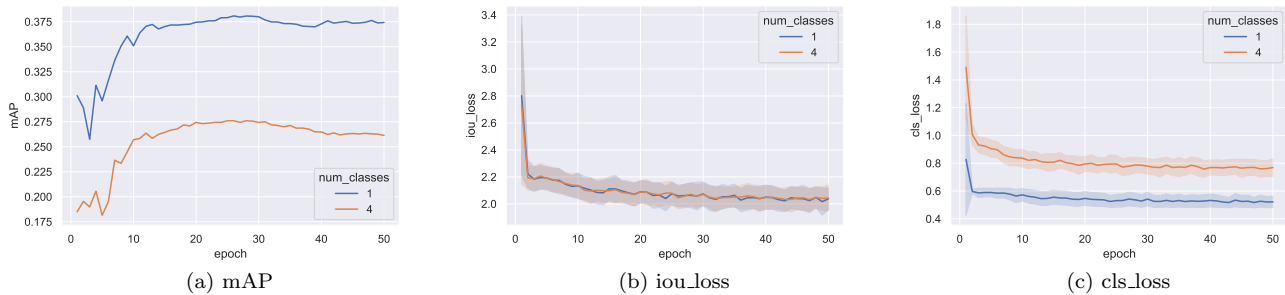


図 10: YOLOX で腫瘍検出を行った際のクラス数による AP と loss の比較

表 2: 学習で得られた精度

model	backbone	num_classes	IoU			area ³		
			mAP	AP ₅₀	AP ₇₅	AP _S	AP _M	AP _L
YOLOX[1]	Decoupled head	1	0.519	0.839	0.558	-	0.639	0.631
		4	0.277	0.531	0.256	-	0.215	0.294

- 考察

- * mAP が 25%程度向上している
- * iou_loss は 1・4 クラスの検出ともに変化なし
- * cls_loss は 1 クラスの方が極端に低い値となっている
 - ・ クラス分類をしていないから当たり前
- * 1 クラスの検出では AP_M に比べて AP_L の方が小さい値となっている
 - ・ 4 クラスでの検出に比べて bbox が小さ目に出力されている？

4 今後の課題&スケジュール

- 12 月半ばまでに
 - 1 クラス
 - * PR 曲線
 - 4 クラス
 - * PR 曲線
 - * 腫瘍の種類毎の再現率・適合率
- できるだけ早めに
 - 研究の方向性を決める
 - Confident Learning [2] を利用してみる
 - * ラベルにノイズが含まれていると予想されるデータセットに対して精度を向上させることができる
 - * pip でインストールできる cleanlab⁴というライブラリを用いることで簡単に使える
 - ・ 調べてみたら元は Keras？

参考文献

- [1] Zheng Ge, Songtao Liu, Feng Wang, Zeming Li, and Jian Sun. **YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021**, 2021.
- [2] Curtis G. Northcutt, Lu Jiang, and Isaac L. Chuang. **Confident Learning: Estimating Uncertainty in Dataset Labels**, 2021.

³Small < 32² < Medium < 96² < Large

⁴<https://github.com/cleanlab/cleanlab>

付録 A 4クラスの腫瘍検出モデルによる推論結果

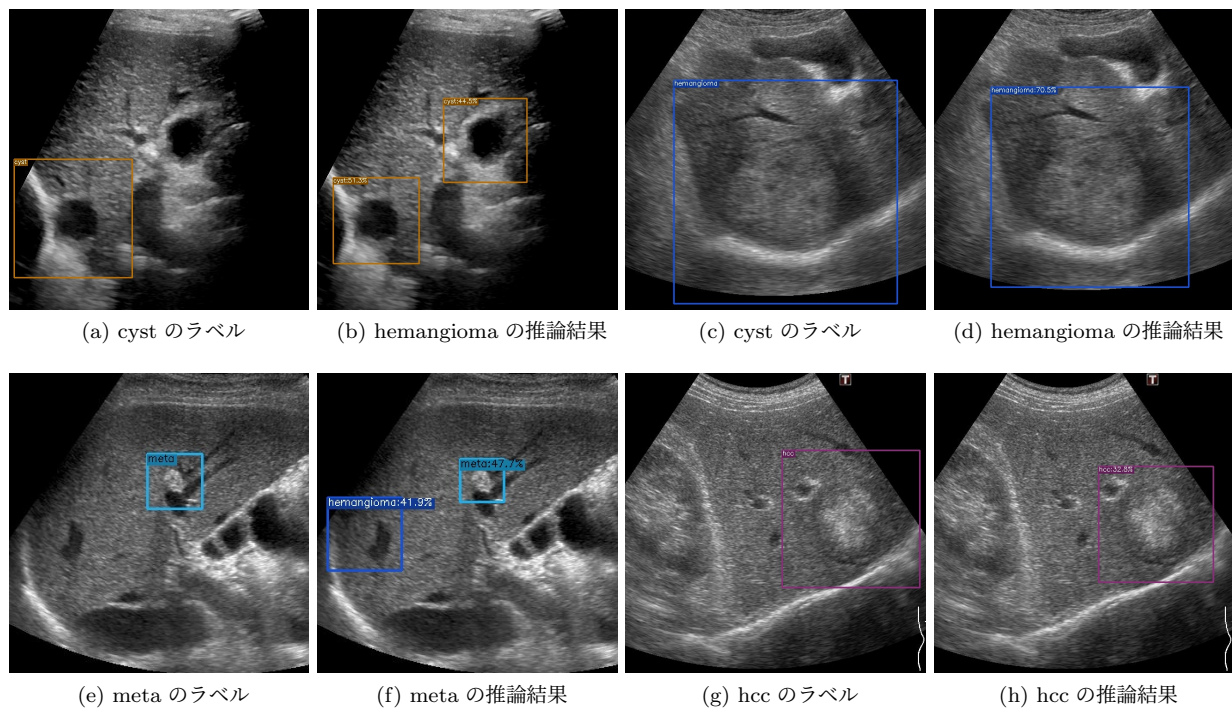


図 11: 画像に付随しているラベルとその正しい推論結果

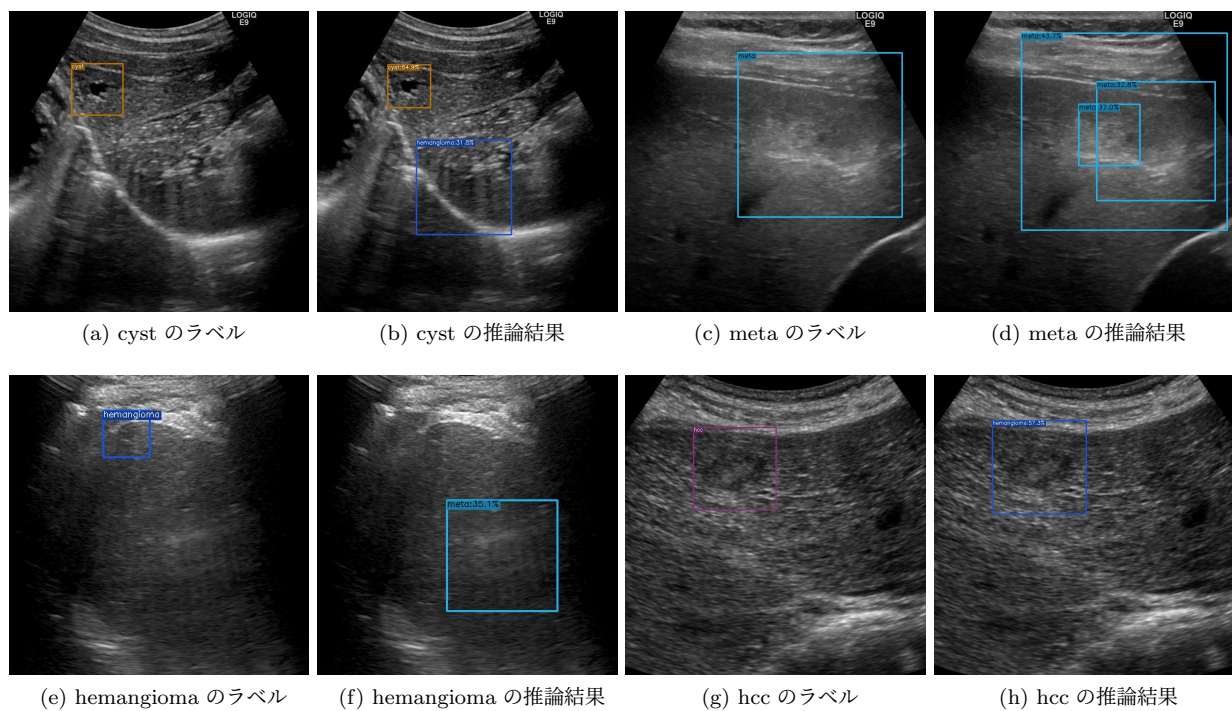


図 12: 画像に付随しているラベルとその誤った推論結果