AIによる医用診断支援 中京大学 工学部 目加田研究室

- 様々なデータセットを最大限に活用する機械学習手法の開発
 - 医用画像には様々なデータセットが存在(組織横断で収集→大量、単独の病院で収集→少量)
 - アノテーションの質やコストが多様
 - データセットの規模や質に応じて適切にデータを利用する機械学習戦略が必要
 - 人の主観に対応する画像特徴を抽出することで少量のデータセットであっても有用な機械学習モデルを実現する

表現学習と自己教師あり学習による超音波画像からの肝腫瘍検出

- 日本超音波医学会が複数の施設で収集した腹部超音波画像からの腫瘍検出
 - 検出対象 :悪性腫瘍(肝細胞がん、転移性がん)、良性腫瘍(嚢胞、血管腫)、その他
 - アノテーション:各画像に1つ(転移性がんなどは2つ以上写る場合がある)

- ・検出器(DETR[1])のバックボーンをマスク付き自己符号化器(MAE[2])によって事前学習し、超音波画像に適した特徴を学習
- ・疑似ラベルを用いた自己教師あり学習により、アノテーションされていない腫瘍の検出精度の向上

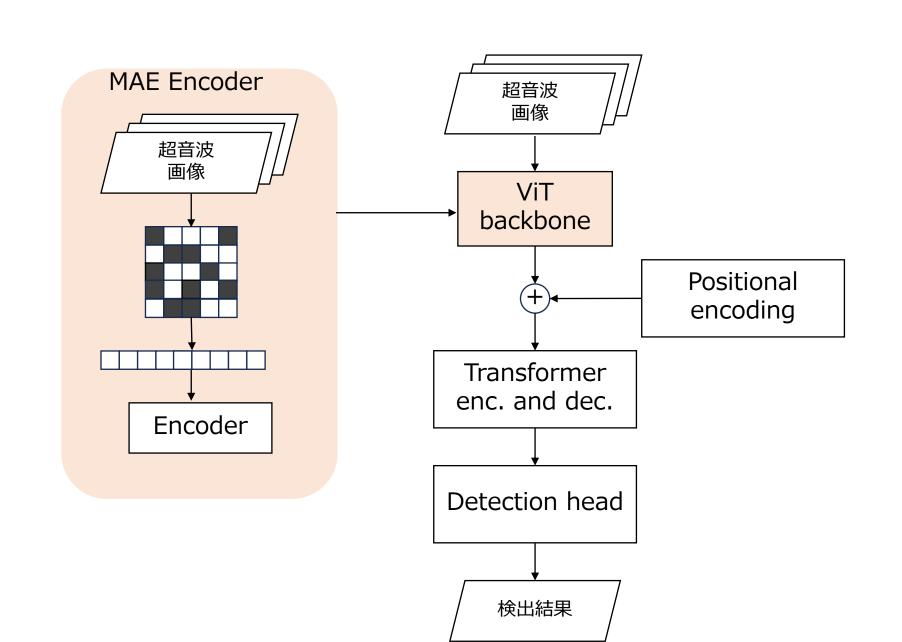


表1:データセット

腫瘍種	学習	検証	テスト
肝細胞がん	8,005	984	982
転移性肝がん	6,704	831	822
血管腫	19,022	2,345	2,337
囊胞	21,689	2,684	2,678
その他	3,628	450	447
合計	59,048	7,294	7,266
	•	•	

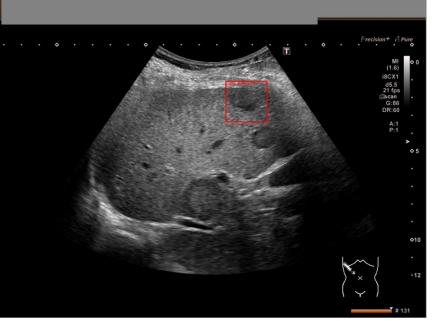
表3:自己教師あり学習の効果

腫瘍種	自己教師なし		全腫瘍自己教師		転移性がんのみ 自己教師	
73	適合率	再現率	適合率	再現率	適合率	再現率
転移性がん	0.919	0.983	0.896	0.996	0.882	0.996
肝細胞がん	0.930	0.982	0.922	0.991	0.914	0.993
囊胞	0.942	0.981	0.937	0.993	0.930	0.994
血管腫	0.919	0.983	0.906	0.986	0.909	0.990

図1:ネットワーク構成:MAEによる事前学習とDETR

表2:事前学習の効果

事前学習	適合率	再現率	F1 score
なし	0.919	0.977	0.944
あり	0.919	0.980	0.949



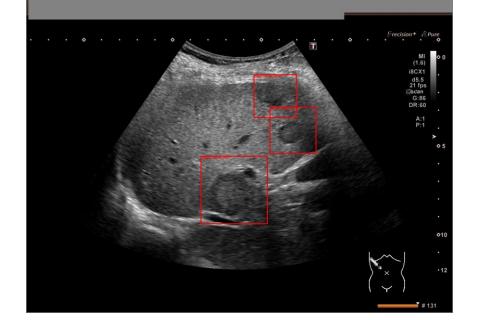
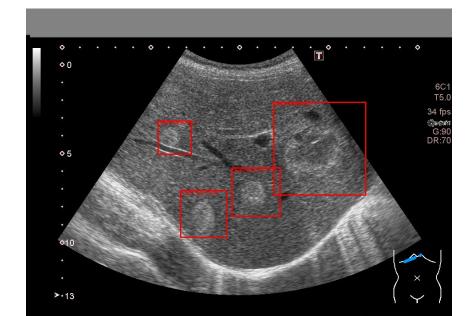


図2:自己教師あり学習により転移性肝がんの検出が増加

左:自己教師学習なし、右:自己教師学習あり



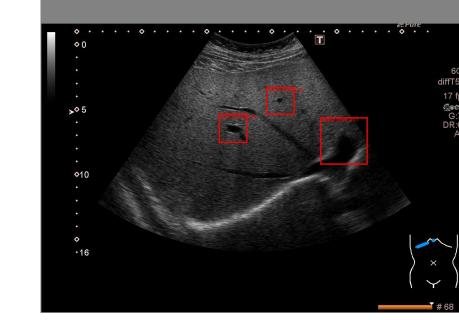


図3:自己教師あり学習により検出例

左:転移性肝がんを正しく検出、右:胆のうの誤検出

Radiomics特徴を用いた内視鏡下腎がん摘出手術の難易度推定

- 手術難易度に関する主観的な指標 (MAPスコア[3]) を画像特徴で代替
 - 手術時間は腎臓周辺の脂肪を剥離する時間に左右される
 - 名古屋市立大学で内視鏡下で腎臓がんを摘出した症例(49例)

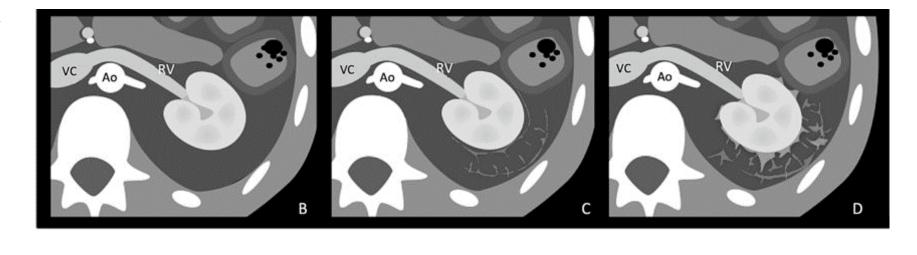
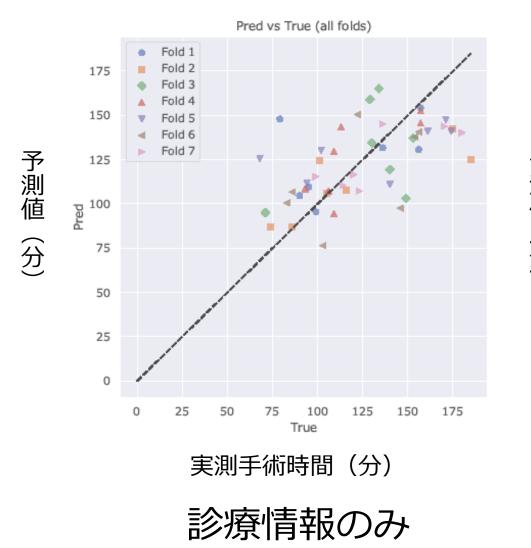
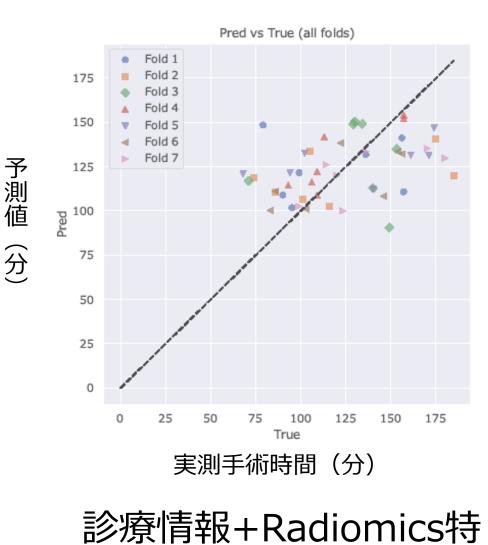


図4:毛羽立ち像の濃さの目安[3]

- ・腹部X線CT画像からの腎周囲脂肪領域を自動抽出、毛羽立ち像に着目した画像特徴量としてRadiomics特徴量を抽出
- ・診療情報 + MAPスコア、診療情報 + Radiomics特徴を入力とし、 LightGBMによる回帰モデルにより手術時間を推定

表 5:重要度上位15件の特徴量、赤字は画像特徴





徴

表4:診療情報モデルと画像特徴併用モデルの評価

		平均絶対誤差	中央値絶対誤差	決定係数
診療情報	平均	21.56	19.64	0.26
+MAPスコア	最小	14.46	14.02	-0.24
	最大	29.50	29.16	0.52
診療情報	平均	23.06	17.81	0.16
+画像特徴	最小	10.29	6.89	-0.53
	最大	32.23	28.62	0.67

特徴量	重要度の割合(%)
腎臓がんの最大直径	28.96
腎臓がんの最小直径	9.53
腎臓へのアプローチ手法	7.17
術前クレアチニン値	4.16
テクスチャの陰影の偏り	3.66
線分長のばらつき	3.00
年龄	2.38
 関心領域の最小軸長	1.79
テクスチャの明度のエントロピー	1.36
関心領域の最長軸長	1.29
画素ペアの最大相関量	1.27
BMI	1.25
画像内の短い線状構造の量	1.17
同輝度領域ごとの濃度ばらつき	1.09
コーストストストストン	I

