アンカーフリー型物体検出へッドを用いた

軽量なユニバーサル病変検出器

金沢工業大学工学研究科情報工学専攻 中沢研究室 清水 聖那

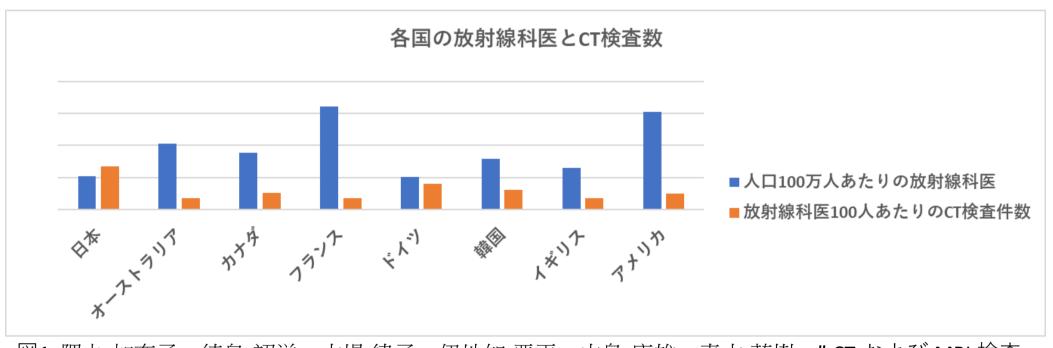
研究背景と問題点

病院で撮影されたCTやMRI、レントゲン写真等の画像は放射線診 断医により読影され、その結果をもとに医師は治療方針を決定して いる.

日本では先進国に比べCTやMRIの数は3~5倍であるが,放射線診 断医の数は、先進国平均の約半分である。そのため、放射線科医あ たりの検査件数が多く,放射線診断は逼迫している状態である.

これに対し、深層学習モデルを用いたユニバーサル病変検出器 (ULD) の研究が近年,盛んに行われている.しかし,従来の手法 では学習・推論時の計算コストが非常に高く、多くのハードウェア 資源が必要となっている。

本研究では、比較的軽量な物体検出ネットワークであるYOLOv7u6⁵⁾をベースとした、先行研究モデルよりも軽量で検出感度が同等 以上のモデルを構築することを目的とする.



待鳥 詔洋,木場 律子,伊地知 晋平,中島 康雄,青木 茂樹,"CT および MRI 検査 における放射線科医の潜在的業務量の国別および日本の地域別の差異",

http://www.radiology.jp/content/files/ser 1.pdf, Table 1.より著者作成(アクセス日2023/9/4)

データセット

DeepLesion²⁾

アメリカ国立衛生研究所(National Institutes of Health, NIH)が提供するCT画像のデータセッ ト. 4,427人の患者の10,594件の検査から得られ た32,120枚のCTスライス画像中の32,735個の病 変が存在し、肺結節、肝腫瘍等の多くの病変が 記録されている。

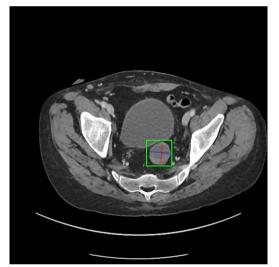


図2. DeepLesionで提供されている画像の例

病変検出器の種類

	器官・病気特化病変検出器	ユニバーサル病変検出器 (本研究で扱う方式)
メリット	・特定の器官や病気に合わせた入力画像の前処理が行える。・人間が予測できる病気であれば、推論モデルを選択できるため検出が早い。	・さまざまな器官にある さまざまな病気を <u>一度に1</u> <u>つの検出器で</u> 検出できる. ・自覚症状がない病気で もバイアスがかからずに 発見できる.
デメリット	・どの器官に病気があるかわからない場合、 <u>複数の検</u> 出器を動かす必要があるため時間がかかる.	・さまざまな病変に対応 するために、 <u>検出器の構</u> <u>造が複雑</u> になる. ・前処理が難しい.

先行研究

• DKMA-ULD³⁾, DSA-ULD⁴⁾

CT画像におけるドメイン知識を増強させる機構を搭載すること で、病変の検出感度の向上を図った研究。ハイエンドなアーキテ クチャを用いているため、計算にかかるコストが高い.

これらの研究は同じ著者グループが行っているため、モデル自 体の構造がほとんど同じである。

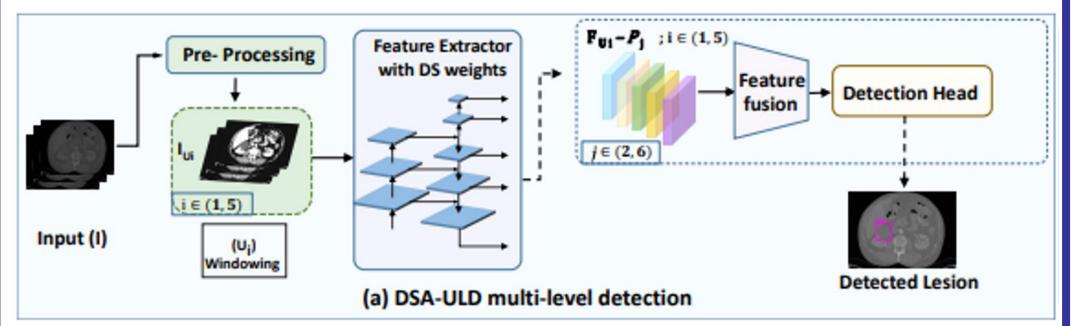
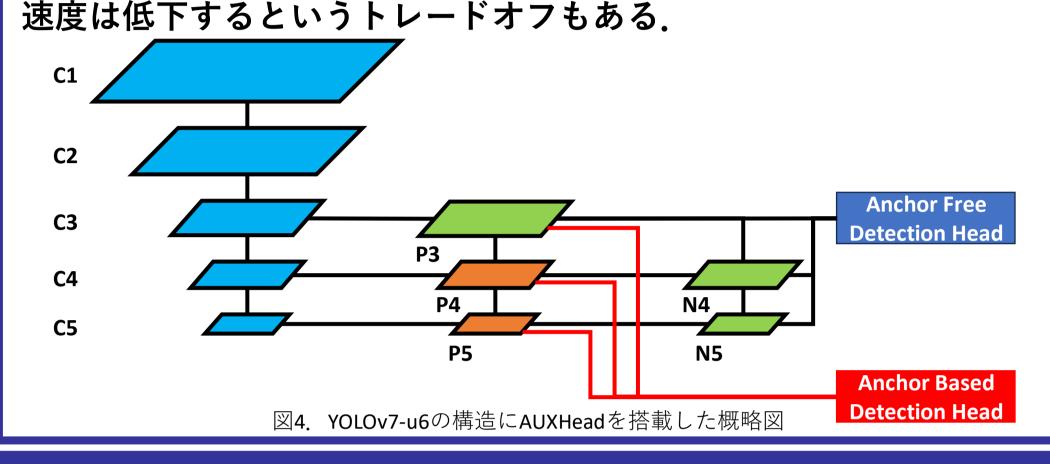


図3.Manu Sheoran, Meghal Dani, Monika Sharma, Lovekesh Vig, "An Efficient Anchor-free Universal Lesion Detection in CT-scans.", CoRR abs/2203.16074, 2022, Fig. 1.(a)より引用

提案手法

検出ヘッドをAUXHeadに変更することやBatchNormalization層を GroupNormalization層に変更するなどで検出感度向上を図っている. AUXHeadはモデルの学習時に中間層に直接繋げられ、中間層の学 習を補助する役割を持っている。推論時には枝刈りされるため、モ

デル自体の推論速度を担保できる。 GroupNormalizationは画像1件1件に対して畳み込み層からの出 力をグループ化して正規化することにより、BatchNormalizationと は異なり学習環境に影響されにくいモデルを構築することができる. ただし、GroupNormalizationはBatchNormalizationに比べて推論時の



評価方法

- ・検出感度
 - FPI(False Positive per Image)ごとの検出感度
 - 病変の存在する器官ごとの検出感度
 - サイズごとの検出感度
- ・検出モデルの計算量(FLOPs)の計測

評価

ベースとなっているYOLOv7-u6と先行研究で用いられている深層 学習モデルの計算量を比較すると,先行研究に対して約70~83%削 減という効果が得られている.ただし,推論時間はGroupNormalizationなどの影響でどの程度速くなるかは不明である.

検出感度はState-of-The-Artの研究と同等かそれ以上を記録してい る.

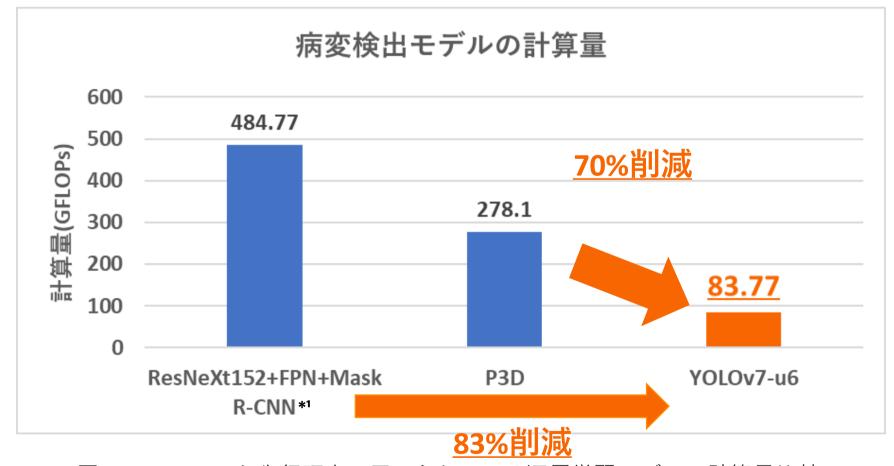


図5. YOLOv7-u6と先行研究で用いられている深層学習モデルの計算量比較 *¹DKMA-ULD のモデル詳細が再現できなかったためResNeXt152+FPN(Feature Pyramid Network)+Mask R-CNN で代用している。

¹¹日本放射線科専門医会・医会,【提言】医療の質と安全を担保するための読影量について, https://jcr.or.jp/news/recommendations202202 16/,2022,(アクセス日: 2023 年 9 月 4 日)

²⁾Ke Yan, Xiaosong Wang, Le Lu, Ronald M. Summers, DeepLesion: Automated Mining of Large-Scale Lesion Annotations and Universal Lesion Detection with Deep Learning, Journal of Medical Imaging 5(3), 036501, 2018

³⁾Manu Sheoran, Meghal Dani, Monika Sharma, Lovekesh Vig, DKMA-ULD: Domain Knowledge augmented Multi-head Attention based Robust Universal Lesion Detection., BMVC 2021, 413 ⁴⁾Manu Sheoran, Meghal Dani, Monika Sharma, Lovekesh Vig, An Efficient Anchor-Free Universal

Lesion Detection in Ct-Scans., ISBI 2022, 1-4 ⁵⁾Chien-Yao Wang, Alexey Bochkovskiy, Hong-Yuan Mark Liao, YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets

New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. CVPR 2023, 7464-7475

⁶⁾Zihao Li, Shu Zhang, Junge Zhang, Kaiqi Huang, Yizhou Wang, Yizhou Yu, MVP-Net: Multi-view FPN with Position-Aware Attention for Deep Universal Lesion Detection. , MICCAI (6) 2019, 13-21

⁷⁾Shu Zhang, Zihao Li, Hong-Yu Zhou, Jiechao Ma, Yizhou Yu, Advancing 3D medical image analysis with variable dimension transform based supervised 3D pre-training., Neurocomputing 529, 11-22, 2023 8)図1. 隈丸加奈子,待鳥 詔洋,木場 律子,伊地知 晋平,中島 康雄,青木 茂樹," CT および MRI 検査における放射線科医の潜在的業務量の国別および日本の地域別の差異", http://www.radiology.jp/content/files/ser 1.pdf, (アクセス日2023年9月4日)

⁹⁾Han Li, Long Chen, Hu Han, S. Kevin Zhou, Conditional Training with Bounding Map for Universal Lesion Detection. CoRR abs/2103.12277, 2021