

TSUBAME 共同利用 令和 4 年度 産業利用 成果報告書

利用課題名 3D 超音波 CT における腫瘍の検出と判別手法の開発
英文: Tumor Detection and Classification for 3D Ultrasound Computed Tomography

利用課題責任者

Yuu Jinnai

株式会社 Lily MedTech

Lily MedTech Inc.

<https://www.lilymedtech.com/>

邦文抄録(300 字程度)

リングエコーを読影するためには大きな三次元ボリュームのすべてを読影し、その中から小さな病変部位がないかを確認する必要がある、診断のための労力が大きい。この問題を解決するための手段として、自動診断支援 (CAD) ソフトウェアによってあらかじめ病変候補領域を提示することで読影負担を軽減する方法が考えられる。本研究の目的はリングエコー画像から腫瘍症例を提示する CAD ソフトウェアを開発し、その有用性を評価することである。各乳房画像中に腫瘍があるか否かを推定する機械学習モデルを開発し、ソフト単体による判定精度を ROC AUC で評価する。

英文抄録(100 words 程度)

Ultrasound Computed Tomography (USCT) is an emerging imaging technology that has received significant attention for its promising capabilities for breast cancer screening. To reduce the effort spent by radiologists we propose a deep learning model to predict the presence of breast tumors in a USCT volume. We propose a convolutional neural network (CNN)-based classification model for predicting if a USCT volume contains a tumor. We evaluated the model by an area under the receiver operating characteristic curve (AUROC) in detecting USCT volumes containing a tumor. The result suggests that the proposed model has a potential to reduce the workload of radiologists in a clinical setting.

Keywords: Deep Learning, Computer-Aided Diagnosis, Ultrasound Computed Tomography, Machine Learning

背景と目的

マンモグラフィ (MG) は乳がんの診断のために最も広く使われている画像診断装置である。しかしながら MG は乳腺組織が多い高濃度乳房の症例には感度が低くなってしまふ問題が知られている。

検査の見落としを防ぐ方法として、超音波 (US) を補助検査として併用することができる。しかし US の問題点として、技師のスキルの依存度が高いこと。また、画像は技師によって撮像位置が決定されるため、同じ撮像位置で同じ画像を再現することは困難である。

超音波 CT (USCT) は技師のスキルに依存しない、再現性の高い三次元撮像を行う新しい超音波画像診断装置である (図 1)。USCT は coronal 断面で撮られた二次元断層画像のシリーズからなる三次元ボ

リュームを撮像する。一方、大きな三次元ボリュームのすべてを確認し、その中から小さな病変部位を検出するのは労力が増大する。この問題を解決するための手段として、自動診断支援 (CAD) ソフトウェアによってあらかじめ病変候補領域を提示する方法



図 1

が考えられる。

本研究の目的は USCT の画像から腫瘍症例を提示する CAD ソフトウェアを開発し、有用性を評価することである。USCT の画像中に腫瘍があるか否かを推定する機械学習モデルを開発し、ソフト単体による精度を AUROC と AUPRC で評価する。

概要

本研究の目的は USCT のための CAD ソフトウェアを実現するため、画像から腫瘍症例を提示する機械学習モデルを開発し、その性能を評価することである。データ並列化によって複数 GPU を利用した深層学習を行い、USCT の画像中の病変候補領域を提示する検出タスクと、提示された領域が悪性腫瘍であるかを判定する判別タスクを解決するためのモデルを学習させる。MRI・針生検などの診断で悪性と判定された症例を真値として、判別モデルの感度・特異度・AUROC を評価する。

結果および考察

2つのサイトから得られた 186 名の症例を対象に後ろ向き研究を行った。各乳房の画像は 24 から 91 枚の断層画像シリーズからなる三次元ボリュームである。各症例は左右の乳房の画像があるため、計 372 個の三次元ボリュームからなる。各断層画像の画素数は 512x512 ピクセルである。各ボリュームは腫瘍の有無がラベル付けされており、医師による腫瘍領域のアノテーションが付けられている。

実験には NVIDIA Tesla P100 GPU を用いた。実験プログラムはすべて Python 3.7 で実装した。機械学習モデルは PyTorch を用いて実装した。

図 2 は三次元ボリューム中に腫瘍の有無を判定するモデルの構成である。ImageNet で事前学習した DenseNet-121 モデルを用いて各断層画像に対して腫瘍の有無を推定した。画像はモデルに合わせて 448x448 の解像度にサイズ変更した。ピクセルの輝度値は平均 0、標準偏差 1 に正規化した。モデルの過適合を防ぐために画像の反転・切り抜き・回転・ガウスノイズ・CutMix のデータ拡張を行った。

各断層画像に対する腫瘍の有無の判定スコアの最大値をその三次元ボリュームの腫瘍の有無の判定

スコアとした。また、Grad-CAM を用い、腫瘍の位置推定を行い、腫瘍領域とのヒット率を評価した。

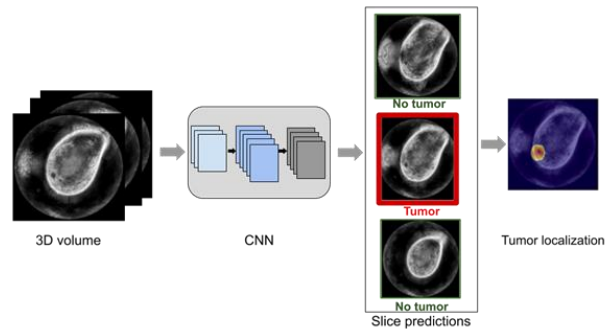


図 2

学習を終えたモデルを用いて評価データセットで ROC AUC をしたところ、断層画像の AUROC は 0.86 であった。

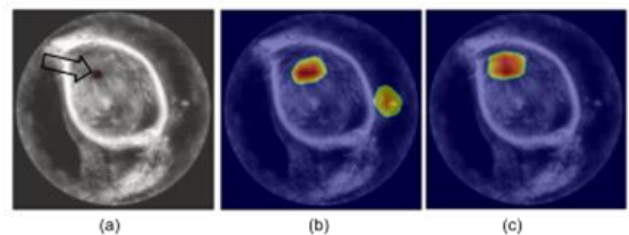


図 3

図 3 は顕著性マップの出力結果である。正しく腫瘍が検出された断層画像の顕著性マップと腫瘍領域とのヒット率の平均は 0.844 であった。(a)の画像は USCT の画像である。画像上方に黒く見えているのが腫瘍領域である。(b)の画像は簡単なデータ拡張のみを用いて学習したモデルによるマップであり、(c)の画像は CutMix によるデータ拡張を用いて学習したモデルによるマップである。赤い領域が診断結果に最も影響を与えたと考えられる領域である。簡単なデータ拡張のみのモデルだと腫瘍とは関係のない領域が診断結果に影響を与えてしまっているが、より効率的なデータ拡張を用いることで腫瘍領域のみが診断結果に大きな影響を与えている。データ拡張を加えることによってモデルがよりノイズに対して頑強になっていると考えられる。

まとめ、今後の課題

本研究は USCT の腫瘍の自動検出のための機械

学習モデルを評価した。モデルの精度は高く、自動診断支援プログラムとして有効である可能性を示唆している。このプログラムを用いて病変のある症例の候補を医師に提示することで見落とし防止と診断の効率化の効果が期待される。

本研究では腫瘍の悪性・良性の区別なく、病変候補領域として検出することを目的とした。しかしながら、実際には提示された腫瘍の悪性度も診断支援には重要な情報となる。検出された領域が悪性である確率を推定する判別モデルを開発することで更に有益なプログラムになると考えられる。

参考文献

Katharina Holland et al. Quantification of masking risk in screening mammography with volumetric breast density maps. Breast cancer research and treatment, 2017.

Wendie A Berg et al. Combined screening with ultrasound and mammography vs mammography alone in women at elevated risk of breast cancer. Jama, 2008.

Rachel F Brem et al. Screening breast ultrasound: past, present, and future. American Journal of Roentgenology, 2015.

Nebojsa Duric et al. Detection of breast cancer with ultrasound tomography: First results with the computed ultrasound risk evaluation (cure) prototype. 2007.

Jia Deng et al. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2009.

Gao Huang et al. Densely connected convolutional networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017.

Connor Shorten and Taghi M Khoshgoftaar. A survey on image data augmentation for deep learning. Journal of Big Data, 2019.

Ramprasaath R Selvaraju et al. Grad-cam:

Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2017.

Jianming Zhang et al. Top-down neural attention by excitation backprop. International Journal of Computer Vision, 2018.