

正常胸部 X 線画像における解剖構造を 学習した U-Net の有用性

田中 雅人^{*1,7}, 近藤 堅司^{*2,4}, 藤本 真一^{*3}, 清野 正樹^{*4,7}, 小澤 順^{*2},
山下 芳範^{*5}, 大垣内 多徳^{*6}, 坂井 豊彦^{*1}, 伊藤 春海^{*7}, 木村 浩彦^{*1}
^{*1} 福井大学・医学部放射線医学, ^{*2} 国立研究開発法人産業技術総合研究所,
^{*3} 同・医学部附属病院放射線部, ^{*4} パナソニック株式会社,
^{*5} 同・医学部附属病院医療情報部, ^{*6} 同・総合情報基盤センター,
^{*7} 同・高エネルギー医学研究センター

Usefulness of U-Net learning anatomical structure in normal chest X-ray image

Masato Tanaka^{*1,7}, Kenji Kondo^{*2,4}, Shinichi Fujimoto^{*3}, Masaki Kiyono^{*4,7},
Jun Ozawa^{*2}, Yoshinori Yamashita^{*5}, Tatoku Ogaito^{*6},
Toyohiko Sakai^{*1}, Harumi Itoh^{*7}, Hirohiko Kimura^{*1}

^{*1} Dep. of Radiology, Faculty of Medical Sciences, University of Fukui

^{*2} National Institute of Advanced Industrial Science and Technology,

^{*3} Dep. of Radiology, University of Fukui Hospital, ^{*4} Panasonic Corporation,

^{*5} Dep. of Medical Informatics, ^{*6} Center for Information Initiative,

^{*7} Biomedical Imaging Research Center

抄録: 従来型の CAD では、異常症例を用いたニューラルネットワークへの学習が主流であり、疾患によっては学習症例数の不足や学習していない疾患の検出が困難であったりする。そこで我々は、正常胸部 X 線画像を解剖構造でラベル付けして U-Net で学習し、正常を基盤とした胸部 X 線画像読影支援システムの構築を検討している。解剖構造としての学習ラベルは、「正常胸部 X 線統計的所見モデル」(Mr. Chest) から 9 種類の解剖構造を選択した。正常胸部 X 線画像 684 例に解剖構造をラベル付けして、615 例を U-Net の学習に用い、評価用に 69 例を用いた。異常症例としては検出対象である 9 つの解剖構造に何らかの所見がある 61 例を用いた。正常症例では、Dice 係数が平均 0.78 と良好であり、異常症例では疾患による解剖構造の変位や部分的消失などを定性的に確認できた。今後の課題として、検出解剖構造の追加、異常所見の定量評価、様々な画質の画像への頑健性確保と考えている。

キーワード U-Net、Deep Neural Network、正常胸部 X 線画像、解剖構造

1. はじめに

胸部 X 線画像に対する機械学習による CAD (Computer Aided Detection) としては、疾患画像を学習させ病名と病変のヒートマップを表示する方法[1]や、胸部 X 線画像から肺野や心臓のような比較的大きな解剖構造を抽出する方法などが提案されている。

今回の我々のアプローチ[2]は、胸部 X 線画像から正常な解剖構造および正常な解剖境界領域を検出する U-Net を実装し、それを用いて検出した正常解剖構造の消失・変異を基に異常を検出することを最終目的とするが、今回は初期段階として解剖構造検出について述べる。

2. 方法

1) 検出する解剖構造

検出対象とする解剖構造は「正常胸部 X 線画像統計的所見モデル」(Mr. Chest: 以下、所見モデル、Fig. 1)を用いた。このモデルは胸部 X 線画像読影上重要な 70 の解剖構造を計測・提示しており、詳細な解剖学的情報に裏付けられている。今回の取り組みでは Fig. 1 の左に示す 9 つの解剖構造を検出対象とした。

2) 学習ラベル画像

正常胸部 X 線画像症例をデータベース化して、684 例に対して用手的にラベル付けする。ラベル付け作業は所見モデルで訓練を受けた診療放

射線技師と専門スタッフによった。ラベル画像例を Fig. 1 右に示す。U-Net の学習には 615 例を用い、検出精度の評価用として 69 例を用いた。また、異常症例としては、今回検出対象とした 9 つの領域に何らかの所見がある 61 例を用いた。

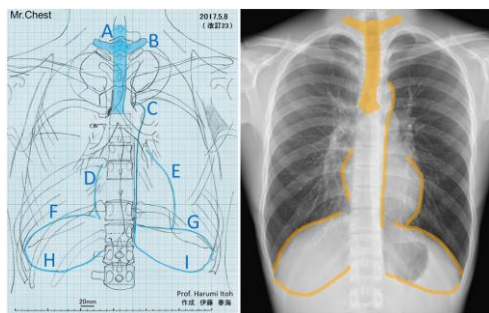


Fig. 1 検出解剖構造(左)とマスク画像(右)

3) U-Net とその実装

U-Net は画像のセグメンテーションを目的に開発され、畳み込みした際の特徴量を拡大時に利用する特徴を持つ。U-Net の実装には、python と tensorflow を用いた。U-Net の構造を Fig. 2 に示す。ネットワークへは、DICOM 画像を 256x256 の float として入力し、9つの領域ごとに 256x256 の float 画像が出力される。

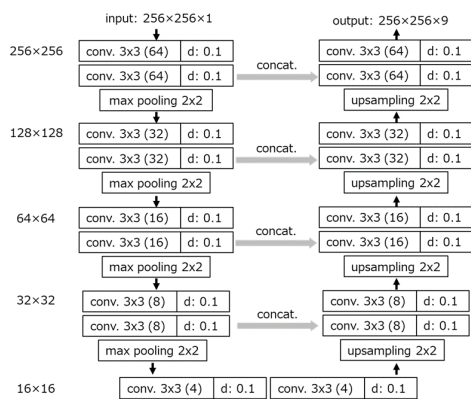


Fig. 2 U-Net のネットワーク構造

3. 結果

1) 正常症例に対する検出

正常症例 69 例に対する検出領域を入力画像に重畳表示した結果を Fig. 3 に示す。概ね解剖構造を検出できており、Dice 係数も 9 つの領域での平均が 0.78 (0.65-0.92) であった。

2) 異常症例に対する検出

異常症例 61 例に対して領域検出を行い、診療放射線技師による定性評価(目視評価)を行っ

た結果、55 例に対して疾患によると考えられる検出領域の位置、面積が正常と異なる場合が確認できた。Fig. 4 に異常画像における検出結果例を示す。上段は、左下葉肺炎により消失した下行大動脈陰影を寛解時に検出している。下段は、右肺底肺癌症例で、右背側肺底境界領域の一部が消失している。

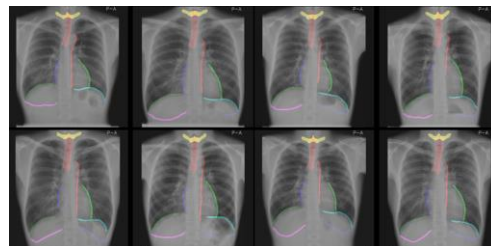


Fig. 3 正常画像に対する検出結果

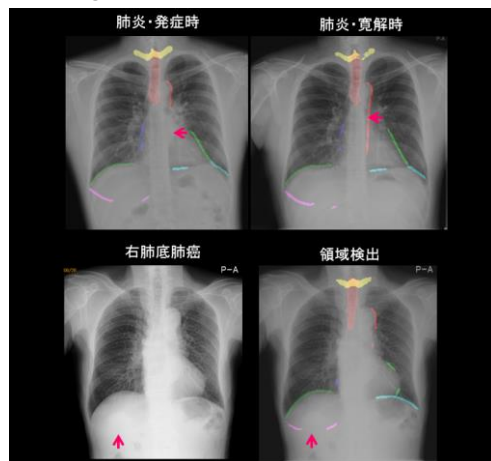


Fig. 4 異常画像に対する検出結果

4. 考察

今回の研究では、U-Net を用いた正常胸部 X 線画像の学習を基に胸部 X 線画像の解剖学的構造の抽出に一定の成果を得た。今後は、正常モデルとの比較による検出解剖領域の定量評価や年齢変化・撮影方法など疾患以外の影響へ対応し、読影者に正常構造の変位を注意喚起する臨床応用に向けたシステムの実現を目指す。

参考文献

- [1] Li Z, Wang C, et al: Thoracic Disease Identification and Localization with Limited Supervision CVPR2018, 2018
- [2] 近藤堅司、小澤順、他: 深層学習を用いた胸部 X 線画像からの解剖学的構造の領域検出、生体医工学、2018 年 56 巻 6 号 P.243-251