

Feature fusion に基づく深層学習を用いた乳房 X 線画像上の小病変検出

Small Lesions Detection on Mammograms Using Feature Fusion-based Deep Learning

○今佑太朗*, 張暁勇**,*, 本間経康*, 吉澤 誠*

○Yutaro Kon*, Xiaoyong Zhang**,*, Noriyasu Homma*, Makoto Yoshizawa*

* 東北大学, ** 仙台高等専門学校

*Tohoku University, **National Institute of Technology, Sendai College

キーワード : ニューラルネットワーク (Neural networks), 画像処理 (Image processing), 深層学習 (Deep learning), Feature fusion, マンモグラム (Mammogram), コンピュータ支援診断 (Computer-aided diagnosis)

連絡先 : 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05
東北大学 サイバーサイエンスセンター 吉澤(誠)・杉田研究室
今佑太朗, Tel.: (022)795-7130

E-mail: yutaro.kon.r7@dc.tohoku.ac.jp

1. はじめに

近年, 乳がんは日本人女性における部位別がん罹患患者数の第 1 位を占めており¹⁾, 現在も増加傾向にある. 対策として, 乳がんの早期発見を目的とした乳房 X 線撮影 (マンモグラフィ) による検診が普及しつつある. しかし, 乳房 X 線画像の読影を行う医師の負担も増加し, 疲労による病変の見落としや誤診といった人的ミスが懸念されている. 臨床現場においても, 人的ミスの懸念は声高に叫ばれており, 特に正常組織を病変として誤って診断する偽陽性検出の増加が指摘されている²⁾. この問題の解決のため, コンピュータによる画像解析情報を読影医に第 2 の意見として提示するコンピュータ支援診断 (computer-aided diagnosis: CAD) システムの開発が行われている³⁾.

従来の CAD システムでは手作業で設計された特徴量に基づいて病変の識別を行っていた. 例えば乳房 X 線画像上で観察される乳がんの主要な画像所見のひとつである腫瘤では, 類円形の占拠性病変や, 周辺に比べ高輝度といった特徴量の設計をもとに画像から特徴抽出を行う. しかし, 実際の腫瘤の形状や特徴は多種多様であり, 正常例と腫瘤を適切に識別できる特徴量の設計は極めて難しい. 一方で自然画像認識の分野においては近年, deep convolutional neural network (DCNN) が従来法を大きく上回る性能を示す事がわかり, 注目を集めている. DCNN は, 学習データから対象の識別に有効な特徴量を自動で獲得することができ, 乳房 X 線画像上の病変識別への応用が期待される.

ここで乳房 X 線画像上における DCNN を用いた腫瘤検出を行った先行研究として, 高野

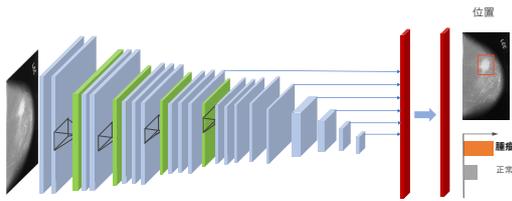


Fig. 1: SSD の構造

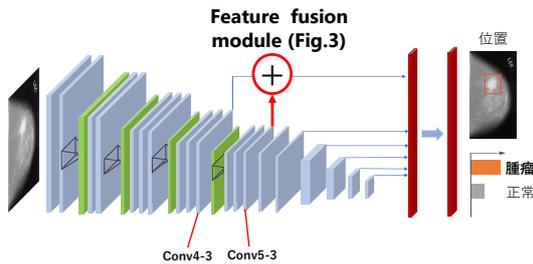


Fig. 2: FFSSD の構造

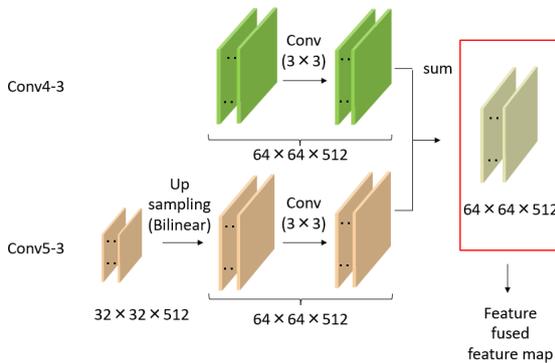


Fig. 3: Feature fusion module の構造

らの研究⁴⁾を紹介する。先行研究では入力された画像に対して、物体検出を行う深層学習のアーキテクチャである、*Single Shot multibox Detector (SSD)*⁵⁾を用いて乳房 X 線画像上における腫瘍の検出を行った。SSD では特徴抽出を行う畳み込み層や抽出した特徴量の次元を削減するプーリング層を通し、物体検出のための特徴を抽出する。SSD の詳細に関しては 2.1 節を参照されたい。この SSD を用いて腫瘍の検出を行ったところ、画像 1 枚当たりの偽陽性数

が 2.0 個のときの真陽性率が 0.89 という結果が得られた。すなわち、偽陽性数がある程度許容しても腫瘍全体の 11% が偽陰性となっていることがわかる。ここで、偽陽性は正常組織を腫瘍として検出したもの、真陽性は腫瘍を腫瘍として検出したもの、偽陰性は腫瘍を正常組織として検出したものである。また、偽陰性の腫瘍のうち多くの腫瘍は小さな腫瘍であることが分かった。この原因として SSD では浅い畳み込み層におけるプーリング時に不鮮明な小さな腫瘍の特徴量が消失してしまうことが挙げられる。このため小さな腫瘍の特徴量を持つのは浅い畳み込み層のみとなる。また浅い畳み込み層では抽出できる特徴量が単純で局所的なものとなるため、複雑な特徴を持つ腫瘍の検出が困難であると考えられる。

そこで本研究では、浅い層である畳み込み 4-3 層に、より深い層である畳み込み 5-3 層の特徴マップを組み合わせることで小さな物体の特徴量を補強する *Feature fused SSD (FFSSD)*⁶⁾ による腫瘍の検出を行い、有効性の検証を行った。

2. 提案手法

2.1 SSD

ここでは先行研究で用いられていた SSD の詳細について述べる。SSD はまず入力された画像を既定のサイズ (先行研究では 512 pixels × 512 pixels) にリサイズし、画像上に様々な大きさの bounding box を合計 24564 個設置する。そして設置された各 bounding box に対し物体クラスごとの確信度を予測することで物体の検出を行う。SSD の構造を Fig.1 に示す。Fig.1 において青色の層は畳み込み層であり、様々なフィルターを通すことにより入力された画像から特徴量の抽出を行う。緑色の層はプーリング層であり、次元の削減を行うことで物体の位置変動に対するロバスト化を担う。最後の赤色の層は全結合層であり、畳み込み層から出力される特徴

マップを基にクラスの予測を行う。また、SSDでは様々な大きさの物体に対応するため、様々な畳み込み層の特徴マップを用いて検出を行っており、Fig. 1 中の矢印ほどの畳み込み層の特徴マップを検出に用いているかを表す。浅い層(入力側)の特徴マップでは主に小さな物体の特徴抽出を、深い層(出力側)の特徴マップでは主に大きな物体の特徴抽出を行う。

2.2 FFSSD

ここでは提案手法として用いる FFSSD の詳細について述べる。FFSSD の構造を Fig. 2 に示す。FFSSD では畳み込み 4-3 層の特徴マップで行っていた検出を、畳み込み 4-3 層の特徴マップに畳み込み 5-3 層の特徴マップを Feature fusion module によって融合し、新たに生成した特徴マップに基づいて行う。この Feature fusion では主に腫瘍そのものの形状や質感といった局所的な物体特徴量を持つ畳み込み 4-3 層の特徴マップに、腫瘍の周辺の乳腺等の組織に関する大域的な文脈特徴量を持つ畳み込み 5-3 層の特徴マップを融合することにより、畳み込み 4-3 層の局所的な特徴量を、5-3 層の大域的な特徴量により補強することが期待される。本研究で Feature fusion module として用いた Eltsum module の構造を Fig. 3 に示す。Eltsum module ではまず畳み込み 5-3 層の特徴マップのサイズを 4-3 層の特徴マップのサイズに合わせ、バイリニア補間によりアップサンプリングを行う。次に 4-3 層、アップサンプリング後の 5-3 層の特徴マップに対しそれぞれ 3×3 のフィルターサイズによる畳み込みを行う。これらの畳み込み層をそれぞれ畳み込み 4-4 層、5-4 層とする。その後、畳み込み 4-4 層の特徴マップと 5-4 層の特徴マップの各要素を足し合わせることで得られる特徴マップを検出に用いる。Eltsum module の他 2 種類の Feature fusion module をそれぞれ用いた FFSSD における小さな腫瘍の検出性能と、先行研究において用いられた SSD の検出性能の比

較を行った。

3. 実験結果

3.1 データセットと評価指標

今回、学習用データセットとして乳房 X 線画像の公開データセットである *Digital Database Screening Mammography (DDSM)* ⁷⁾ の画像を 2069 枚用いた。また、検証用データセットとして大きさが 0.53cm ~ 1.6cm の小さな腫瘍を含む乳房 X 線画像を DDSM から 46 枚、宮城対がん協会の症例から 77 枚、東北大学病院の症例から 11 枚それぞれ用いた。また、検出評価指標としては Free Receiver Operating Characteristic (FROC) 曲線を用いた。曲線の縦軸は真陽性率 (True Positive Rate: TPR)、横軸は評価に用いた乳房 X 線画像 1 枚あたりの偽陽性検出数 (False Positive per Image: FPI) である。FROC 曲線は左上を通るほど、正解を多く検出しつつも、検出した候補領域の誤検出が少ない高性能なシステムとみなせる。

3.2 腫瘍検出性能の評価

Fig. 4, 5, 6 に各データセットにおける FROC 曲線を示す。FROC 曲線より、すべてのデータセットにおいて提案手法の検出性能が先行研究を上回っていることが確認できる。各データセットで最も効果のあった点について比較を行うと DDSM では、先行研究では $FPI = 1.08$ のとき、 $TPR = 0.804$ であったのに対し提案手法では、 $FPI = 1.00$ のとき、 $TPR = 0.869$ であった。対がん協会では、先行研究では $FPI = 1.40$ のとき、 $TPR = 0.568$ であったのに対し提案手法では、 $FPI = 1.35$ のとき、 $TPR = 0.686$ であった。また、東北大学病院では、先行研究では $FPI = 0.727$ のとき、 $TPR = 0.533$ であったのに対し提案手法では、 $FPI = 0.636$ のとき、 $TPR = 0.733$ であった。TPR の上昇量を実際の腫瘍の

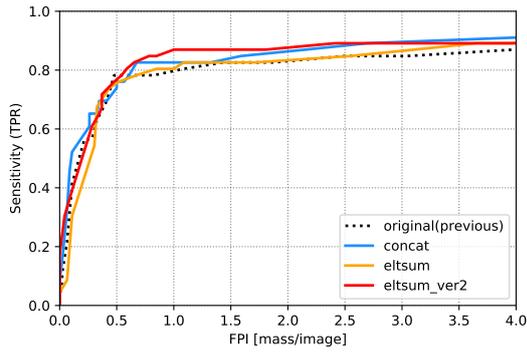


Fig. 4: FROC 曲線 : DDSM

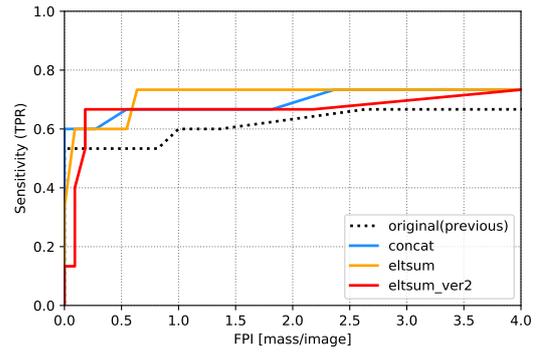


Fig. 6: FROC 曲線 : 東北大学病院

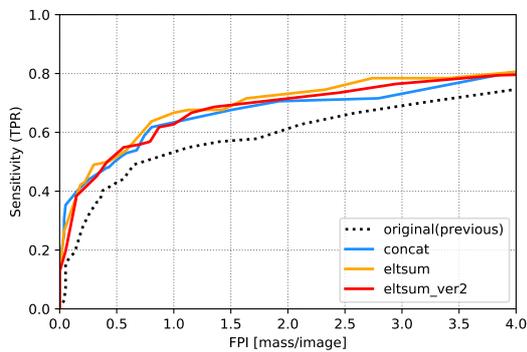


Fig. 5: FROC 曲線 : 対がん協会

個数で表すと、DDSMでは3個，対がん協会では12個，東北大学病院では3個の腫瘍が新たに検出可能となった。対がん協会における TP 上昇例を Fig.7 に示す。Fig.7 において赤枠は真陽性検出，黄枠は偽陽性検出を表す。FROC 曲線や Fig.7 に示した出力例より提案手法の小さな腫瘍に対する有効性が確認できる。

4. おわりに

本研究では深層学習を用いた腫瘍検出においてアーキテクチャとして Feature fused SSD を用いることの有効性を検証した。その結果，Feature fused SSD による腫瘍検出により小さな腫瘍の偽陰性数低減を実現することができた。今後は畳み込み 5-3 層以外の層を組み合わせる場合の検出性能の変化についての検証や，Heatmap の出力により，Feature fusion 前後の特徴マップの変化について分析を進めていく。

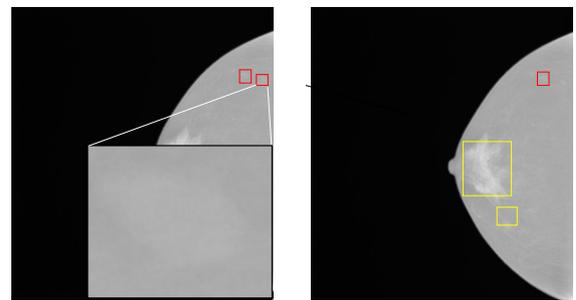


Fig. 7: TP 上昇例 (左 : 提案手法, 右 : 先行研究)

5. 謝辞

本研究の一部は，科研費 18K19892, 19H04479, 20K08012 ならびに東北大学スマート・エイジング学際重点研究センターの助成を受けた。

参考文献

- 1) A. Matsuda et al (2013), “Cancer Incidence and Incidence Rates in Japan in 2008: A Study of 25 Population-based Cancer Registries for the Monitoring of Cancer Incidence in Japan (MCIJ) Project,” Japanese Journal of Clinical Oncology, **44-4**, 388/396
- 2) 鈴木昭彦 (2009) ”精査機関と検診機関の連携から見た乳がん検診の実態と問題点 (2)

乳癌検診システムの精度向上に向けて” 日本乳癌検診学会誌, 18-1, 13/19.

- 3) 野木武, 平松祐樹, 福水洋平, 山内寛紀, 張弘富, 来見良誠 (2010) ”マンモグラムにおける石灰化陰影検出法と粗大石灰化像の抽出” The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, 110-28, 131/136.
- 4) 高野 寛己 (2019). 深層学習のデータ拡張による乳房 X 線画像上の腫瘍検出に関する研究 東北大学大学院医工学研究科修士論文
- 5) W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, S. Christian, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg (2016). SSD: single shot multibox detector. In ECCV.
- 6) Cao.G et al (2018) : Feature-fused ssd: fast detection for small objects. In: Ninth International Conference on Graphic and Image Processing (ICGIP 2017).
- 7) M. Heath et al (2001), “ The Digital Database for Screening Mammography, Proceedings of the Fifth International Workshop on Digital Mammography ”, 212/218.