

PET/CT 画像における Convolutional neural network と 従来型の特徴量を併用した肺結節自動検出手法の改良

寺本 篤司[†] 藤田 広志[‡] 山室 修^{†‡} 玉木 恒男^{†‡}

[†]藤田保健衛生大学 医療科学部 放射線学科 〒470-1192 愛知県豊明市杣掛町田楽ヶ窪 1-98

[‡]岐阜大学大学院 医学系研究科 再生医科学専攻 知能イメージ情報分野 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸 1-1

^{†‡}東名古屋画像診断クリニック 〒464-0044 愛知県名古屋市千種区自由ヶ丘 3-4-26

E-mail: [†]teramoto@fujita-hu.ac.jp

あらまし PET/CT画像を用いた肺結節の自動検出手法では、形状特徴量と識別器を利用した偽陽性削除処理が行われてきた。本研究ではConvolutional neural network (CNN)による偽陽性推定処理を加えることで検出処理の改良を試みた。本手法では、CT画像に見られる塊状パターンを動的輪郭フィルタで自動検出し、PET画像においては高集積領域を閾値処理により自動検出する。それらを統合した結果を初期候補領域とし、それらから得た形状特徴量とCNNによる偽陽性推定結果を2種類のSVMに入力することで偽陽性を削除する。104症例のPET/CT画像を用いた検証の結果、真陽性率を維持しながら偽陽性は従来手法の半数に軽減することを確認した。

キーワード PET/CT, 肺結節, コンピュータ支援診断, 深層学習, 畳み込みニューラルネットワーク

Improved scheme of automated detection of pulmonary nodules in PET/CT images using convolutional neural network and conventional characteristic features

Atsushi TERAMOTO[†] Hiroshi FUJITA[‡] Osamu YAMAMURO^{†‡} and Tsuneo TAMAKI^{†‡}

[†]Faculty of Radiological Technology, School of Health Sciences, Fujita Health University

1-98 Dengakugakubo, Kutsukake-cho, Toyoake Aichi, 470-1192 Japan

[‡]Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University

1-1 Yanagido, Gifu, 501-1194 Japan

^{†‡}East Nagoya Imaging Diagnosis Center, 3-4-26 Jiyugaoka, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi, 464-0044 Japan

E-mail: [†]teramoto@fujita-hu.ac.jp

Abstract In the existing method for automated detection of pulmonary nodules in PET/CT images, false positives (FPs) are eliminated by the combination of shape feature extraction and classifier. In this study, we develop an improved scheme of automated detection of pulmonary nodules by adding the convolutional neural network (CNN). The proposed scheme detects pulmonary nodules using both CT and PET images. In the CT images, a massive region is first detected using an active contour filter that we developed so far. Subsequently, high-uptake regions detected by the PET images. FP candidates are eliminated using shape features and CNN output, followed by two support vector machines. In the experiments, we evaluated the detection capability using 104 cases of PET/CT images. As a result, the proposed method eliminated approximately half the FPs existing in the previous study.

Keywords PET/CT, pulmonary nodule, computer-aided detection, deep learning, convolutional neural network

1. はじめに

肺がんは男性の主たる死因になっており [1], がん死を減らすためには早期発見が必要である。近年はComputed tomography (CT)を用いた肺がん検診が広く行われているほか、多くの施設にてPositron emission tomography (PET)/CTによる全身を対象としたがん検

診も行われるようになった [2]。PET/CT は1回の撮影で患者の形態情報と代謝（機能）情報を得ることができ、肺がんの診断にも有用である。しかしながら、PET/CT 検査では2種類の膨大な枚数の画像が取り扱われるため医師による読影作業は煩雑なものとなる。また、比較的小さい病変である肺結節については PET

画像では描出されないため、見落としなどの診断精度低下も懸念される。そこで本研究では、PET/CT 画像を用いた肺結節の自動検出手法を開発する。

これまでに Cui らは肺領域に存在する高集積領域を自動的に検出する手法を提案し、高集積領域の検出率が 96.7%という結果を得ている[3]。また、Song らも肺結節の自動検出と鑑別を PET/CT 画像を用いて行っており、高集積領域の検出率は 99.3%を達成している[4]。しかし、これらの手法は PET 画像の高集積領域に注目しており、CT 画像のみで検出できる高分化の結節(GGO など)や小型の結節は対象としていない。

我々は、CT 画像と PET 画像の両方の画像情報を利用して肺結節を自動検出する手法を開発している[5, 6]。独自に構築した PET/CT 画像データベースを用いた評価では、1 症例あたりの偽陽性数が 17 個のときに真陽性率 90%であり[5]、動的輪郭手法を導入することで同一の真陽性率にて偽陽性数は 9.8 個まで改善された[6]。しかし、臨床現場で利用するにはさらなる偽陽性削減が必要である。

現在、深層学習法[7]の一つとして、視覚のメカニズムにヒントを得て開発された畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, 以下 CNN) が、高い画像認識能力を獲得できることが多数報告されている[8, 9]。そこで本研究では、PET/CT 画像を用いた肺結節の自動検出において、CNN を併用した偽陽性削減能力の改善を行う。

2. 方法

2.1. 自動検出手法の概要

図 1 は本研究で提案する肺結節自動検出手法の概要を表したものである。本手法では、PET/CT 画像からそれぞれ初期候補領域を自動検出し、CNN 出力と特徴量に基づく偽陽性削除処理を行うことで最終的な候補領域を得る。

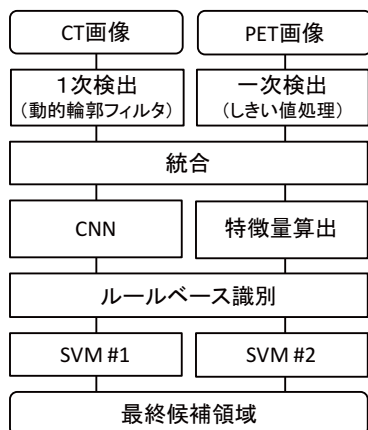


図 1 肺結節自動検出処理の流れ

2.2. CT 画像を用いた結節検出

CT 画像を用いて、すりガラス状陰影を含む肺野内の孤立性結節を自動検出する。まず、CT 画像から肺領域を自動抽出した後、動的輪郭フィルタ[6]を用いて結節陰影を強調する。その後、2 値化とラベリング処理により初期候補領域を得る。

2.3. PET 画像を用いた結節検出

PET 装置から出力される画像の画素値は組織に集積した放射能を表しており、悪性腫瘍では高い値を示す。そこで、しきい値処理によって高集積領域を自動検出する。なお、肺の周辺には生理的に集積の高い心筋や肝臓、腎臓などが存在し過剰検出の原因となるため、CT 画像で抽出した肺領域を用いて肺野内の高集積に限定して検出を行う。

2.4. 偽陽性削除処理

CT 画像と PET 画像にて検出された領域の和集合を初期候補領域とする。初期候補領域には 1 症例あたり 70 個以上の偽陽性が含まれるため、以下に述べる偽陽性削除処理を行う。

(1) 形状・機能特徴量の算出

CT 画像から、候補領域の断面積、体積、形状、CT 値など 18 種類の特徴量を抽出する。また、PET 画像から、規格化された集積値である Standardized uptake value に加えて、集積の高い領域の面積、体積など 8 種類の特徴量を抽出する[6]。

(2) CNN による偽陽性推定

候補領域周辺の画像データを切り出して CNN に入力し、候補領域が偽陽性であるか否かを予測する。ここで利用した CNN の構造を図 2 に示す。入力情報として、CT 画像の Axial 画像、Sagittal 画像、PET 画像の MIP 処理画像を用意する。これらの画像サイズは初期候補領域の形状に依存するが、CNN に入力する際に 32×32 画素にリサイズする。入力された 3 枚の画像は 3 つの Convolution 層と Pooling 層により特徴抽出および統合が行われ、2 層の Full connection layer にて識別が行われる。出力層として 2 つのユニットを設け、それぞれ真陽性および偽陽性の確信度が得られるように学習が行われる。

(3) 識別処理

まず、形状・機能特徴量と CNN の TP 確信度を用いて、ルールベース法により明らかに真陽性あるいは偽陽性と判断できるものを除外する。続いて、CT 画像のみで自動検出された初期候補領域を図 1 の SVM#1 に、PET 画像で自動検出されたものは同図の SVM#2 を用いて真陽性と偽陽性を識別する。これらの処理により真陽性と判断されたものを最終候補領域とする。

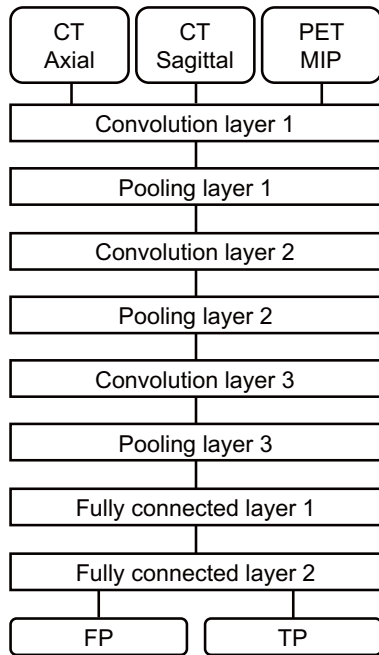


図 2 CNN の構造図および使用パラメータ

3. 結果

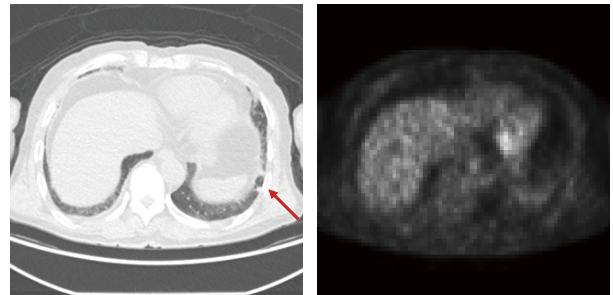
本手法の有効性を確認するため、104 症例の PET/CT 画像データを用いて検出性能の評価を行った。画像データは東名古屋画像診断クリニックにて、主にがん検診を目的として撮影されたものであり、撮像はすべて Siemens 社製 TruePoint Biograph 40 にて行われた。CT 画像の空間分解能（ボクセルサイズ）は $0.97 \times 0.97 \times 2.0 \text{ mm}^3$ ，PET 画像は $4.0 \times 4.0 \times 2.0 \text{ mm}^3$ であり、両者は位置合わせされた状態で出力されている。収集した 104 症例のうち異常症例は 84 症例であり、医師の読影レポートにより結節の位置等が明らかになっている。また、CNN の処理には Caffe を利用し [10]，学習時の演算には GPU（NVIDIA 社製 GeForce GTX Titan X 12GB）を使用した。

図 3 に本手法を用いて自動検出された結節の例を示す（矢印が病変の位置）。また、全症例を用いて SVM のパラメータを変化させながら FROC カーブを算出した結果を図 4 に示す。同図には従来手法として、形状特徴量と SVM を組み合わせて偽陽性削除した結果（従来手法 1: 円筒型フィルタ使用，従来手法 2: 動的輪郭フィルタ使用）も示す。

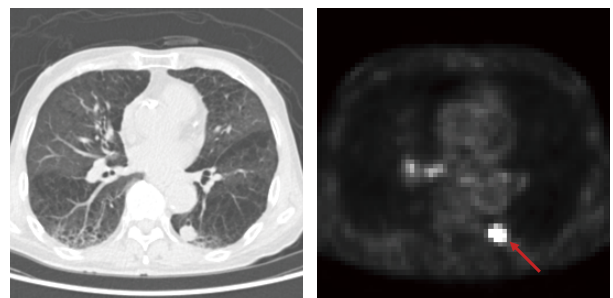
4. 考察

本研究では、CT 画像と PET 画像を用いて肺結節を自動検出する手法を開発した。図 3 より本手法は CT, PET の画像特徴を利用した、相補的な検出が行われていることがわかる。図 4 の FROC カーブにて 90% の真陽性率が得られる際の偽陽性数は、円筒型フィルタを用いた

従来手法が 17.5 個/症例、動的輪郭フィルタを用いた従来手法が 9.7 個に対し、提案手法は 4.9 個まで低減した。この結果より、CNN を特徴量のひとつとして用いることで偽陽性削除能力が向上することが確認された。なお、提案手法でも検出されなかった結節の多くは偽陽性削除処理にて偽陽性と判断されて削除されたものであり、結節や正常構造の形状および機能特徴をさらによく表す特徴量の追加や CNN 処理能力の改良が必要である。



(a) 症例 1 (CT 画像から検出)



(b) 症例 2 (PET 画像から検出)

図 3 本手法による検出例

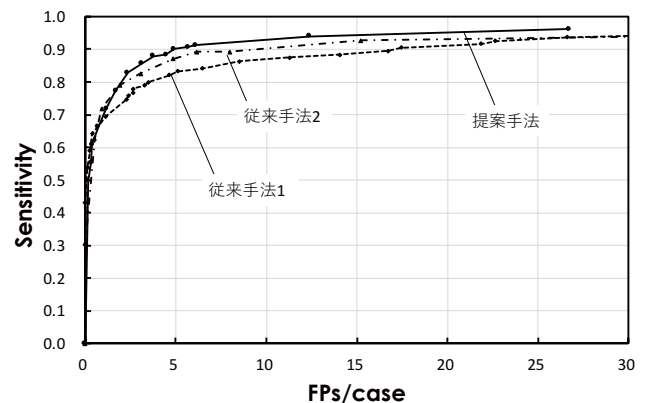


図 4 提案手法と従来手法の FROC カーブ

5. まとめ

本研究では、PET/CT 画像を用いた肺結節の自動検出において、従来の偽陽性削除処理に CNN を追加して偽陽性削除能力が改善されるか検討を行った。104 症例の PET/CT 画像を用いて検出能力の評価を行ったとこ

ろ、偽陽性数は従来手法の 1/3 から 1/2 に低減し、本手法の有効性が示唆された。今後は、CNN の構造の最適化を行うとともに、さらに多くのデータを用いて CNN の学習を行う予定である。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金（新学術領域研究：26108005：「医用画像に基づく計算解剖学の多元化と高度知能化診断・治療への展開」）により行われました。

文 献

- [1] American Cancer Society, "Cancer Facts and Figures 2015," 2015.
- [2] M. Ide and Y. Suzuki, "Is whole-body FDG-PET valuable for health screening?," *Eur. J. Nucl. Med. Mol. Imaging*, vol.32, no.3, pp.339-341, 2005.
- [3] Y. Cui, B. Zhao, T.J. Akhurst, J. Yan, L.H. Schwartz, "CT-guided, automated detection of lung tumors on PET images," *Proc. of SPIE Medical Imaging 2008: Computer-Aided Diagnosis*, vol.6915, pp.69152N-1 - 69152N-6, 2008.
- [4] Y. Song, W. Cai, H. Huang, X. Wang, Y. Zhou, M. Fulham, D. Feng, "Lesion Detection and Characterization With Context Driven Approximation in Thoracic FDG PET-CT Images of NSCLC Studies," *IEEE Trans. Med Imag.* vol.33, no.2, pp.408-421, 2014.
- [5] A. Teramoto, H. Fujita, K. Takahashi, O. Yamamuro, T. Tamaki, M. Nishio, T. Kobayashi, "Hybrid method for the detection of pulmonary nodules using positron emission tomography / computed tomography: A preliminary study," *Int. J. CARS*, vol.9, no.1, pp.59-69, 2014.
- [6] A. Teramoto, H. Adachi, M. Tsujimoto, H. Fujita, K. Takahashi, O. Yamamuro, T. Tamaki, M. Nishio, "Automated detection of lung tumors in PET/CT images using active contour filter," *Proc. of SPIE Medical Imaging 2015: Computer-Aided Diagnosis*, vol.9414, pp.94142V-1 - 94142V-6, 2015.
- [7] Y. LeCun, Y. Bengio, G.E. Hinton, "Deep learning," *Nature*, vol.521, pp.436-444, 2015.
- [8] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Adv. Neur. In.*, vol.25, pp.1106-1114, 2012.
- [9] O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A.C. Berg, L. Fei-Fei, "ImageNet large scale visual recognition challenge," *Int. J. Comp. Vis.*, vol.115, pp.211-252, 2015.
- [10] Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, J. Long, R. Girshick, S. Guadarrama, T. Darrell, "Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding," In *ACM Conference on Multimedia*, pp.675-678, 2014.