

畳込みニューラルネットワークと SVM を用いたびまん性肺疾患の陰影識別 Opacity Annotation of Diffuse Lung Diseases Using Convolutional Neural Network and SVM

樋口 拓郎*¹
Takuro Higuchi

間普 真吾*¹
Shingo Mabu

橋本 典明*¹
Noriaki Hashimoto

木戸 尚治*¹
Shoji Kido

平野 靖*¹
Yasushi Hirano

近藤 堅司*^{2,3}
Kenji Kondo

小澤 順*²
Jun Ozawa

*¹ 山口大学
Yamaguchi University

*² 産業技術総合研究所
Advanced Industrial Science and Technology

*³ パナソニック株式会社
Panasonic Corporation

Research on Computer Aided Diagnosis (CAD) has been conducted to give second opinions to medical doctors, where deep learning has been actively applied to building CAD systems because of its automatic feature extraction ability. However, deep learning requires a large number of annotated data to achieve high performance. This paper deals with an opacity classification problem of diffuse lung diseases using machine learning and aims to achieve high classification accuracy using smaller number of training data with annotation. The proposed method first extract regions of interest (ROI) images from lung CT images using Selective Search. Then, the classification is executed by combining VGG16 and SVM. VGG 16 is one of the convolutional neural network structures and used as a feature extraction method, then the opacity classification is executed by SVM. From the experimental results, the proposed method showed higher classification accuracy than VGG16 alone.

1. 背景と目的

近年、医用画像診断の精度を向上させるため、医師への Second Opinion として利用できるコンピュータ支援診断システム (Computer Aided Diagnosis: CAD) への期待が高まっている。従来の CAD 開発の課題の一つに診断論理設計の困難さが挙げられるが、深層学習では診断に有用な特徴抽出法や特徴の利用法を明示的に与えることなく、コンピュータが診断論理を学習で自動的に獲得する。このため、CAD システムの構築に深層学習が注目されている。しかし、深層学習の学習における課題として、大量のアノテーションつきデータを用意する必要があることが挙げられる。そこで本研究では、疾患箇所を画像から検出し、さらに検出箇所の疾患名を分類するシステムを少ないデータで効率的に構築することを目的とする。

枠の内部を切り出し、疾患領域の候補画像とする。

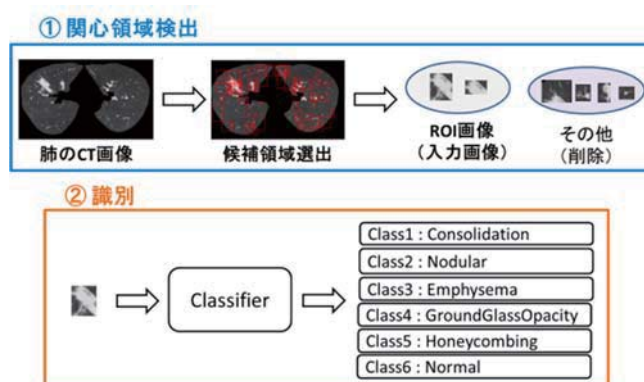


図 1 提案手法の概要

2. 提案手法

図 1 に提案手法の概要を示す。本研究では、びまん性肺疾患の検知を目的とし、まず胸部 CT 画像から疾患箇所の候補を検出し、関心領域 (ROI: Region of Interest) として抽出する。その後、ROI 画像を識別器に入力し、疾患クラス分類を行う。使用する胸部 CT 画像 503 枚は、山口大学医学部附属病院より提供され、提案手法の学習と評価のため、放射線科医 3 名によるアノテーション (疾患領域のマスク画像) が付与されている。

2.1 ROI 画像の生成方法

(1) 疾患の候補領域画像生成

物体検出アルゴリズムである Selective Search [Jasper 13] を用い、胸部 CT 画像から疾患の候補領域を検出する (図 2)。各赤

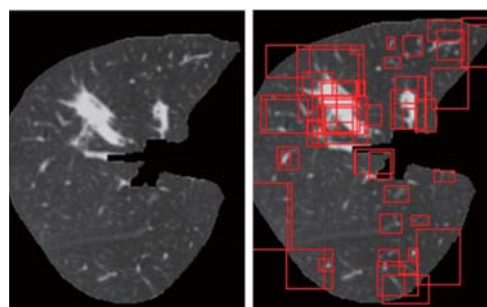


図 2 Selective Search の結果

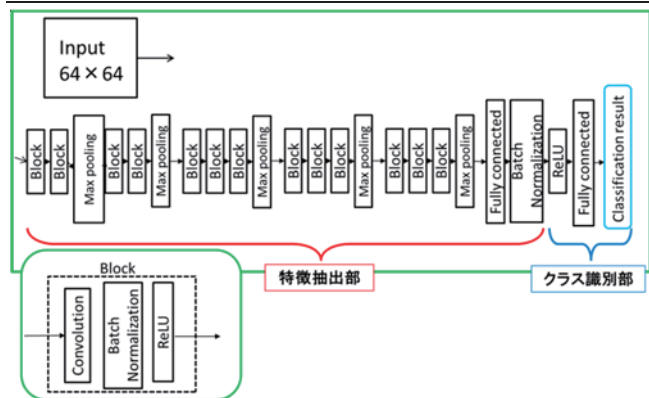


図 3 VGG16 の構造

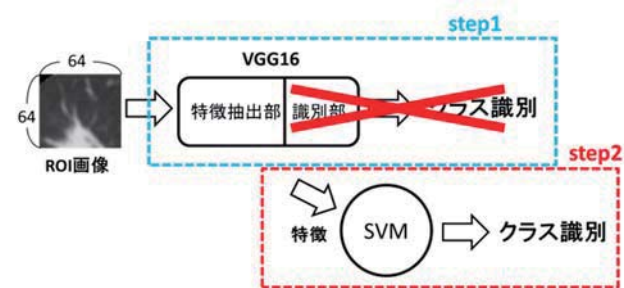


図 4 識別の流れ

(2) 候補領域画像の選別

マスク画像を用い、抽出した候補領域画像に疾患領域が含まれているか調べる。その結果、一定の割合以上に疾患領域を持つ画像を ROI 画像とし、それに疾患クラスラベルを付与する。

2.2 識別器の構築

識別器のモデルには VGG16[Simonyan 14]を用いた(図 3)。これに訓練データを入力し、学習させる。その後、再び訓練データを入力し、得られる特徴抽出部の出力を One-versus-the-rest SVM に入力し、訓練する。SVM の訓練終了後、テストデータをクラス分類する(図 4)。ここで SVM を用いたのは、SVM は訓練データが少ないときでも効果的な学習を行える特徴を持つためである。

3. 実験結果

3.1 使用データセット

前述の CT 画像から Selective Search を用いて疾患領域を検出し、生成した ROI を入力画像として識別器の性能を評価した。表 1 に元の CT 画像数と、各クラスの ROI 画像数を示す。

表 1 使用した画像データ数

クラス名	元画像数	ROI画像数
Consolidation	109	993
Nodular	53	1411
Emphysema	112	2404
GroundGlassOpacity	75	1043
Honeycombing	99	1149
Normal	55	4621
計	503	11621

3.2 VGG16 との比較

提案手法の識別器の有用性を検証するため、従来手法である VGG16 との比較実験を行った。全 ROI の内、訓練データとして 10%, 50%, 80%使用した場合について、それぞれ比較した。本実験の結果を表 2 に示す。表 2 より、訓練データが 50%, 80%の時は提案法が VGG16 より性能が良いことが分かった。また、有意差の確認のため t 検定を行い、その結果を表 3 に示す。表 3 より、訓練データが 50%, 80%のときに有意差があることが分かった。

表 2 各手法の識別率[%]

	訓練データの割合		
	10%	50%	80%
VGG16	65.4	77.2	77.7
提案法	65.8	78.2	80.5

表 3 t 検定の結果

	訓練データの割合		
	10%	50%	80%
p値	0.38	0.015	0.0012

4. まとめ

本研究では、胸部 CT 画像からびまん性肺疾患の検出および分類を行うアルゴリズムを提案した。また、その有用性を検証するため、VGG16 と識別率の比較を行った。その結果、訓練データ数が全 ROI の 10%では学習データが少なすぎるため、提案手法と従来手法の間に有意差はなかったが、50%と 80%では提案手法が良い結果を示した。

今後の課題として、高い識別精度の識別器をより少ないデータで構築するため、学習に効果的な訓練データを選別する Active Learning を導入することがある。また、教師あり学習の物体検出アルゴリズムの導入(例えば Faster R-CNN[Ren 15])を考えている。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP26108009 の助成を受けたものです。

参考文献

[Jasper 13] Uijlings, Jasper RR, et al.: Selective search for object recognition. , International journal of computer vision 104.2, 2013.

[Simonyan 14] Karen Simonyan and Andrew Zisserman: Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, arXiv preprint arXiv:1409.1556,2014.

[Ren 15] S. Ren, et al.: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, Neural Information Processing Systems, 2015.