

# CT 画像内の穿刺針のディープラーニングによる検出と姿勢決定アルゴリズム

The puncturing needle pose detection in CT images with deep learning method.

学 眞弓 虎太郎 (岡山大) 正 松野 隆幸 (岡山大)  
 正 亀川 哲志 (岡山大) 平木 隆夫 (岡山大)  
 正 戸田 雄一郎 (岡山大) 正 見浪 護 (岡山大)

Kotaro MAYUMI, Okayama University, pxfa8jux@s.okayama-u.ac.jp  
 Takayuki MATSUNO, Okayama University  
 Tetsushi KAMEGAWA, Okayama University  
 Takao HIRAKI, Okayama University  
 Yuichiro TODA, Okayama University  
 Mamoru MINAMI, Okayama University

In recent years, a surgical method called IVR (Interventional Radiology) has attracted attention. It is applied to cancer treatment and biopsy, and has the feature of less burden on patients. However, radiation exposure of doctors has become a problem. Therefore, I has been developed the puncture robot that can be operated remotely. The puncture robot has made it possible to reduce the radiation exposure of doctors to zero. Currently, automatic puncture is a major goal of robots. One of the requirements for the realization of automatic puncture is the detection of the posture information of the puncture needle from the CT images. This paper proposes a method for detecting the tip coordinates and orientation of the needle from CT images.

**Key Words:** Surgery assist, Deep Learning, Puncture robot

## 1 緒言

近年, Interventional Radiology (IVR) と呼ばれる手術法が注目されている [1]. IVR は肺がん治療, 肝臓がん治療, 生検術をはじめ様々な治療に応用され, 従来の外科手術と比較すると低侵襲であるしかし, 医師は CT 装置の近くで手技を行うため医師の被曝が問題となっている. そこで我々は IVR 支援ロボットとして, 遠隔操作可能な穿刺ロボット (図 1) を開発した. 現在, 医師の技術差によらず手技を成功させるために, ロボットの自動穿刺に関する研究を行っている.

- 穿刺経路の決定
- 穿刺経路の修正
- 周辺環境との接触
- CT 画像から穿刺針の先端座標と姿勢の検出

自動穿刺には上記のことが求められるが本稿では CT 画像から穿刺針の先端座標と姿勢の把握の手法について報告する. CT 画像は CT 値によって描写されるが検出対象となる穿刺針の CT 値は 500 ~ 5000, 骨や歯といった石灰化組織は 250 ~ 1000 である. また穿刺針は金属のためアーチファクトがあり CT 値だけでは判断できないノイズがある. そこで本研究では先端座標の検出を深層学習を用いて検出し, 姿勢の決定には先端座標からの領域拡張法を用いた. CT 画像は 512 × 512 pixel でそのまま検出を行うと計算コストがかかってしまう. そのため物体検出で穿刺針の座標を取得し, 切り取ってから先端座標の検出を行うことで計算コストを抑えた. 本稿では画像入力から姿勢決定までの流れと検出結果について確認する.

## 2 先端座標の検出と姿勢の決定

### 2.1 研究目的

現在我々が開発した穿刺ロボットは医師による操作で手技を行う. そのため医師によって技術差がある, 操作ミスの可能性, 医師へ負担がかかるといった問題がある. この問題を解決するため

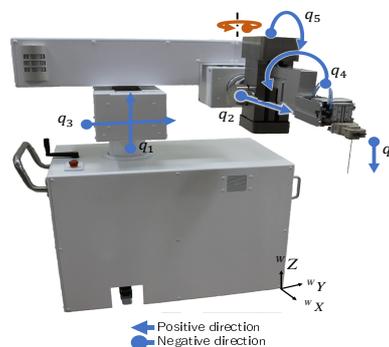


Fig.1 Remote operable puncture robot

に自動穿刺が穿刺ロボットの大きな目標であるが, 要求されることの一つとして CT 画像から穿刺針の検出がある. 本稿で主に検出対象とする画像を図 2 に示す. 穿刺針があり, ファントム (擬似生体) が描写されているものだ. 図 2 のような画像から穿刺針の先端座標と先端付近の姿勢の決定を行う.

### 2.2 先端座標の検出

穿刺針の描写された CT 画像から先端座標の検出の流れを図 3 に示す. 穿刺針の写った CT 画像から, 物体検出で穿刺針を検出する. そして, 検出結果の座標に基づいて一度切り取り, Convolution Neural Network (CNN) で穿刺針の先端座標を検出する. CNN は主に画像認識に利用され, 生物の脳の視覚野に関する神経生理学的な知見をもとに考案されている [3].

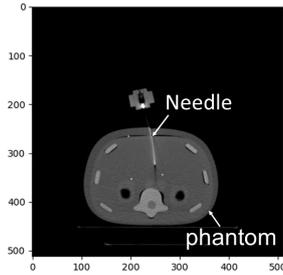


Fig.2 Image to be detected

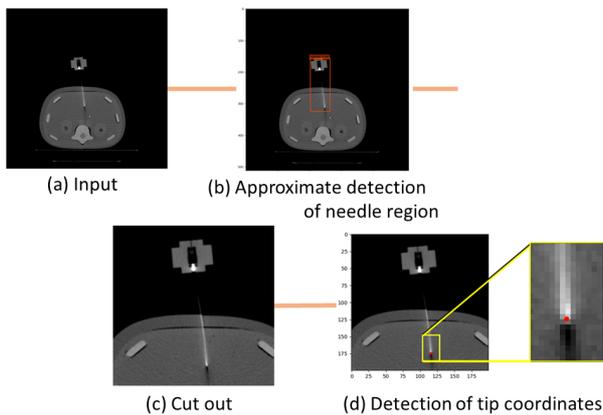


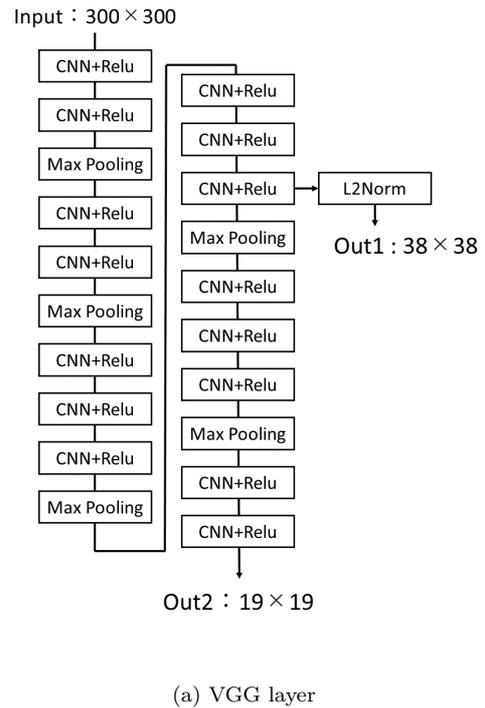
Fig.3 Flow of getting tip coordinates

途中、物体検出の結果に基づいて切り取っているのは CNN の計算コストを抑えるためである。計算コストを抑えるには画像を圧縮する方法もあるが、検出対象が穿刺針で長細く情報を少しでも失いたくないため画像を切り取っている。物体検出では Single Shot Multibox Detector(SSD)[4] を用いて、学習対象は穿刺針である。SSD は物体検出アルゴリズムの一種であり、物体の位置の検出と分類を end-to-end で学習することで高精度かつ高速に検出できる。ネットワークの概要を図 4(a) と図 4(b) に示す。学習済みモデルの VGG[5] を基本とした VGG 層 (図 4(a)) と畳込みを 2 回繰り返し、出力を受け取る Extras 層 (図 4(b)) からなり、VGG 層から 2 回、Extras 層から 4 回の出力を受け取り学習する。学習対象は物体の信頼度と Offset である。Offset とは物体の正解のボックスと Default box の座標の差のことである。また、Default box とは図 4 の 6 つの出力に基づいて生成したボックスで SSD は Default box を変形させて物体の位置を検出する。

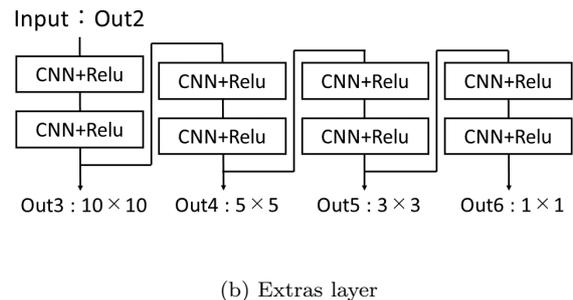
そして検出結果の座標に基づき、 $200 \times 200$  pixel になるように切り取り、CNN に入力して先端座標を検出する。CNN の学習では  $200 \times 200$  px の画像を学習データとして与え、穿刺針の先端の  $x, y$  座標を教師データとして与えた。

### 2.3 姿勢の決定

先端座標を取得後は姿勢を決定する。このときの前提条件は、穿刺針は 10mm の間は直線状、針の太さは既知、穿刺方向は常に下向きの 3 点である。体表付近や筋肉への穿刺は針がたわむ現象が起こりやすいが急な角度で曲がることもないため 10mm の間は直線状と近似する。また穿刺針は用意するもののため既知とする、穿刺口ポットは構造上、穿刺針は左右に 90deg ほど傾くが穿刺精度や周辺機器との関係で大きな角度での穿刺は行わないため、穿刺方向は下向きとする。上記の前提条件のうえで姿勢決定までのフローチャートを図 5 に示す。



(a) VGG layer



(b) Extras layer

Fig.4 SSD Network overview

まずは、CNN により取得した先端座標から CT 値により拡張領域法を用いる。このときの閾値は 500 以上 5000 以下として、最終的に近傍に閾値のピクセルがなくなれば処理は終了する。領域拡張法によって穿刺針の座標を探索したものを図 6(b) に示す。図 6(a) が入力された画像で図 6(b) の青い部分が針と判断した領域である。この時点では金属特有のノイズ、アーチファクトも領域に含めている。

一通りたどると検出したピクセルのうち高い CT 値を参考にし、針の太さ分の矩形を生成していき、矩形外のはノイズとして除去する。このときの矩形を生成した様子を図 7(a) に示す。図 7(a) に示す青い矩形群が抽出した針の領域である。長辺は 10mm で、短辺は針の太さと等しい。このときのピクセル数は DICOM データ内の "Pixel spacing" に基づいて決定している。また、図 7(b) はノイズ除去後の画像で、図 6(b) と比べてアーチファクトの部分が除去できていることが確認できる。

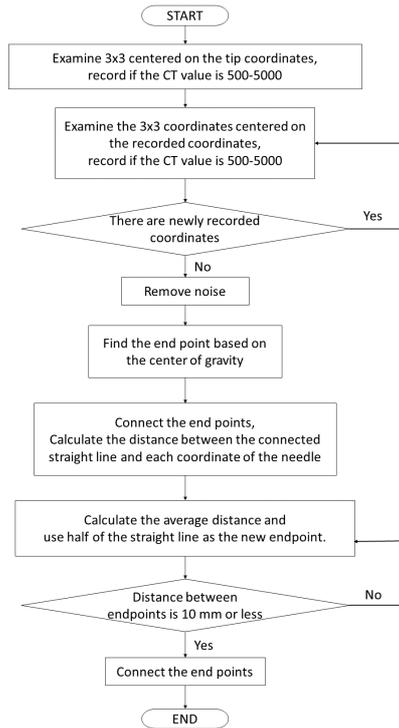
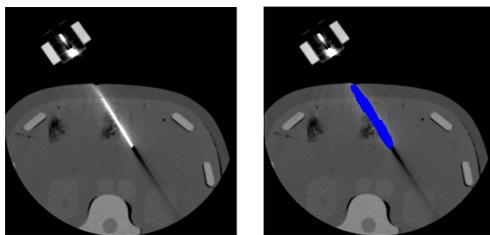


Fig.5 Posture detection flow



(a) Input image (b) After marking the coordinates of the needle

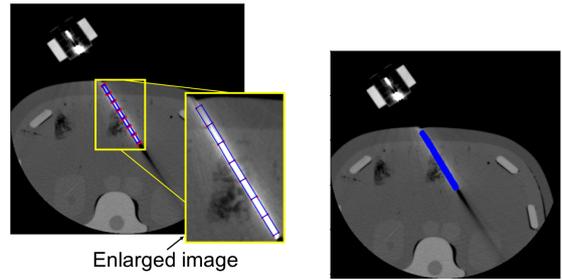
Fig.6 Domain expansion method

ノイズ除去後、残ったピクセルに基づいて姿勢を検出する。姿勢を検出した様子を図8に示す。緑の点が先端側の端点、赤い線が検出した姿勢である。まず、先端付近、根元付近のピクセルの重心を計算し端点とする。端点同士を結んだ直線と針の座標の距離を求めてその平均を求める。求めた平均の点を新たな根元側の端点として、先端側の端点と結び、この直線と針の座標との平均の距離を求める。ここで求めた平均の点を更に新たな根元側の端点として先端側の端点と結び、針の座標との平均を求める。最終的に端点同士が10mm以内の距離になれば処理は終了となる。

### 3 検出結果

#### 3.1 SSDの検出結果

学習時、テスト時に使用したCT画像を図9に示す。上の行がSSDの訓練、テストで用いられた画像、下の行が先端座標検出の訓練、テストで用いられた画像である。学習にはファントム、擬似生体と穿刺針が写ったCT画像をWindowCenterが400、



(a) Rectangle generation (b) Image after noise removal

Fig.7 Noise removal

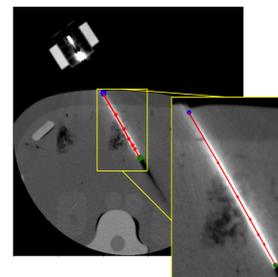


Fig.8 Posture detection

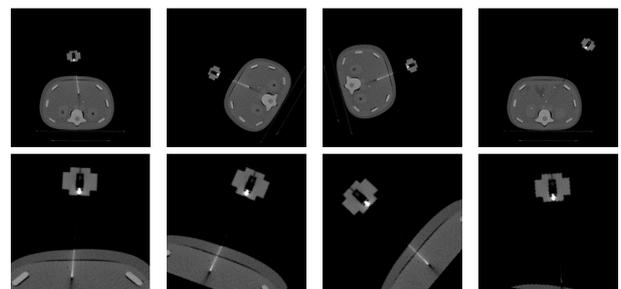


Fig.9 Images used for training and testing

WindowWidthが2000のBMP変換したものをを用いた。SSDの学習では200枚の画像を用いて、うち126枚は画像を反転、傾けるといったData Augmentationを行った。先端座標の検出用の画像では学習済みのSSDに穿刺針を検出させ、結果に基づいて切り取り、同じくData Augmentationを行い663枚用意した。テスト用画像は学習器が学習に用いていないもの83枚を用意した。

学習後テストを行った結果の例を図10に示す。オレンジ色の矩形が検出結果である。針が傾いている、針全体が写っていないものでも正しく検出し、テスト用画像83枚全て正しい検出を行った。

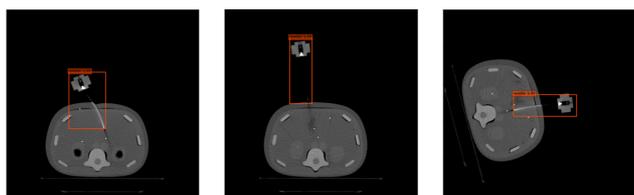


Fig.10 Result of object detection

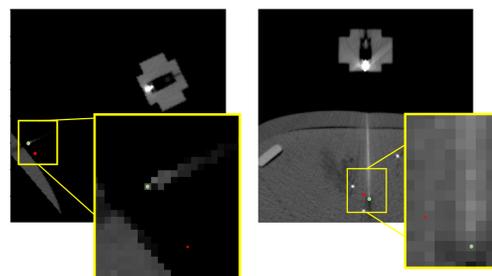


Fig.12 Images that could not be detected correctly

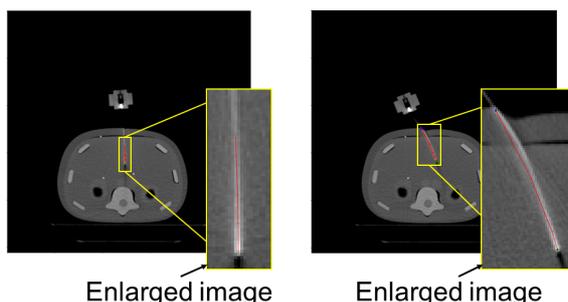


Fig.11 Posture detection result

### 3.2 先端座標の検出結果

先端座標検出での損失関数は MSE, epoch 数は 1000 回で学習した。学習後 SSD と同じようにテスト用画像に対して検出を行った。このときの評価方法は推定した座標と正解の座標との距離によって評価を行った。推定座標を中央とした  $3 \times 3$  pixel,  $5 \times 5$  pixel の内側に正解の座標があれば正しい検出と評価する。結果を表 1 に示す。 $3 \times 3$  pixel では 83 枚中 48 枚検出に成功し、57.8%,  $5 \times 5$  pixel では 75 枚の正しい検出を行い 90.4% の割合で正しい検出を行った。

Table 1 Test result of tip coordinate acquisition

	$3 \times 3$ [pixel]	$5 \times 5$ [pixel]
Success[sheets]	48	75
Failure[sheets]	35	8
Success rate[%]	57.8	90.4

### 3.3 姿勢の検出結果

姿勢の検出結果について図 11 に示す。図 11 中の赤い線が実際に検出した結果である。左の画像の赤い線が途切れているのはピクセルの CT 値が 500 以上 5000 以下ではないために拡張領域法で針の領域と判断されなかったためである。また右の画像の根元側、赤い線は穿刺針と少しずれているが先端付近では正しく検出できている。

## 4 考察

SSD では通常の物体検出での対象物と比べて穿刺針が単純な形状であることから十分な検出性能を示した。一方、CNN による先端座標の検出では誤検出がいくつかあり、その例を図 12 に示す。

うまく検出できなかったものは針全体が描写されていない画像、針がぶれて先端付近がぼやけているような画像が多い傾向となった。針全体が描写されていないものは針の情報が少ないため検出が難しかったと考える。姿勢の検出は先端付近の姿勢を求めることが目的のため図 11 の右の例のように先端付近以外が正しく検出できていないとしても許容としている。また、今回検出対象としているのはファントムに対する穿刺の画像のため実際の人体と構造やノイズの状況が異なる。特にファントムの内部にあるタングステン球は金属のため人体と比べて CT 値が高く、穿刺針がタングステンに穿刺している状況ではタングステンをノイズとして除去するのは難しかった。しかし、実際の状況でタングステン球ほどの CT 値を持つものが体内にあるというのは考えにくい。よって、より人体、実際の状況に対応したノイズの除去方法を考慮する必要がある。

## 5 結言

入力から姿勢の決定まで通して検出することができた。しかし、本稿で主に検出対象となったものは穿刺針が CT の断面に対して角度のない、一枚の画像に針全体が描写されているような画像であった。つまり手技においては CT の断面に対して角度のある場合、複数枚にわたって針が描写される場合は今回の検出方法では適応できない。今後はこの問題を解決するために 3D-CNN や 3D-UNet といった 3 次元での処理が可能なアルゴリズムでの検出を行う必要がある。

## 参考文献

- [1] 日本 IVR 学会, "http://www.jsivr.jp/"
- [2] 平木隆夫, 亀川哲志, 松野隆幸, 金沢右, "CT 透視下針穿刺用ロボット開発の歩み: 術者被ばくゼロの IVR を目指して", Jpn J Intervent Radiol, 29:375-381, 2014.
- [3] K. Fukushima and S. Miyake. Neocognitron: A new algorithm for pattern recognition tolerant of deformations and shifts in position. Pattern Recognition, pp.455-469, 1982.
- [4] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, Alexander C. Berg, "SSD: Single Shot MultiBox Detector", European Conference on Computer Vision, pp.21-37, 2016
- [5] Karen Simonyan and Andrew Zisserman, "very deep convolutional networks for large-scale image recognition", arXiv:1409.1556v6, 2014
- [6] Takao Hiraki, Hideo Gohara, Hideo Mimura, Shinichi Toyooka, Hiroyasu Fujiwara, Kotaro Yasui, Yoshifumi Sano, Toshihiro Iguchi, Jun Sakurai, Nobuhisa Tajiri, Takashi Mukai, Yusuke Matsui and Susumu Kanazawa, "Radiofrequency Ablation of Lung Cancer at Okayama University Hospital: A Review of 10 Years of Experience", Acta Med., Vol.65, No.5, pp. 287-297, Okayama, 2011.