

心臓大血管手術における

術前評価や術者トレーニングに応用可能な 3 次元臓器形状を得るための

ディープラーニングを用いた医療画像セグメンテーションの可能性

白川 岳

吹田徳洲会病院 心臓血管外科

大阪大学 大学院医学系研究科 外科学講座 心臓血管外科

1. はじめに

心臓や血管は生存に直結する血液循環のポンプであり流路である。弁膜症や冠動脈狭窄症、大動脈瘤、心奇形などの心血管疾患は、主に形態異常に起因する機能不全であり、手術では形状の修復による機能の改善が目的となる。

一方で心臓大血管手術は危険度が高いことがあり、術者には十分な知識とトレーニングが要求される。近年では、心臓血管外科専門医認定機構により Off the Job Training (ブタ心臓や 3D モデルによるトレーニング) が専門医の認定要件として導入され始めている [1]。

我々は心臓大血管の 3D モデルや 3D データが

次世代の心臓血管外科手術に必須であると考えた。しかし、形状の自動抽出機能を持つソフトウェアも外科医が要求する精密さには及ばず、症例ごとに数百枚の CT 画像から手作業によるセグメンテーションが必要であった。

これに対し、我々はディープラーニングを用いて形状をニューラルネットワークに学習させ、短時間で正確に 3D データを構築する方法を試みてきた (図 1) [2-6]。本報告では、膨大な枚数の CT 画像の学習に大型計算機を用い、学習したモデルを実症例の CT セグメンテーションに活用した経験を報告し、有用性と問題点を検討する。

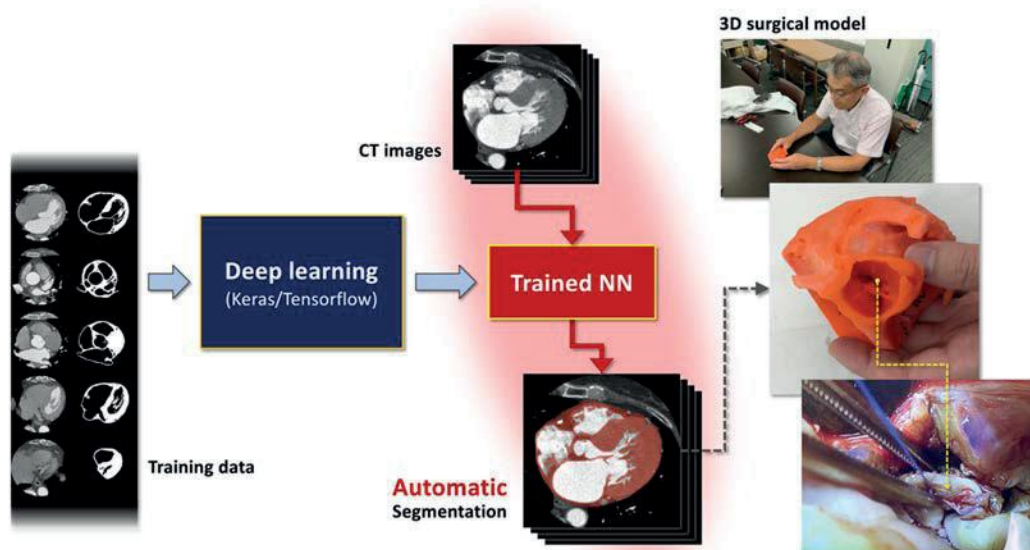


図 1：全体図 [6]

ニューラルネットワークに CT 画像を学習させ、手術症例の CT 画像を自動的にセグメンテーションし、術前評価に必要な 3 次元の形状データを迅速に得る。

2. 症例

心臓と大動脈内腔の形状をセグメンテーションすべき学習対象とした。学習用データは全て心臓血管外科の学会認定専門医が作成・監修し、医学的・解剖学的な正確性を担保した。心臓形状の学習には、左心耳から心尖部までの画像範囲で、匿名化した 24 症例の心電図同期造影 CT 画像をデータ拡張 (Data augmentation) によって 22,045 枚まで拡張して用いた (図 2A)。大動脈内腔には、大動脈弓部三分枝から総腸骨動脈までの範囲で、29 症例の造影 CT 画像を 775,584 枚まで拡張して用いた (図 2B)。

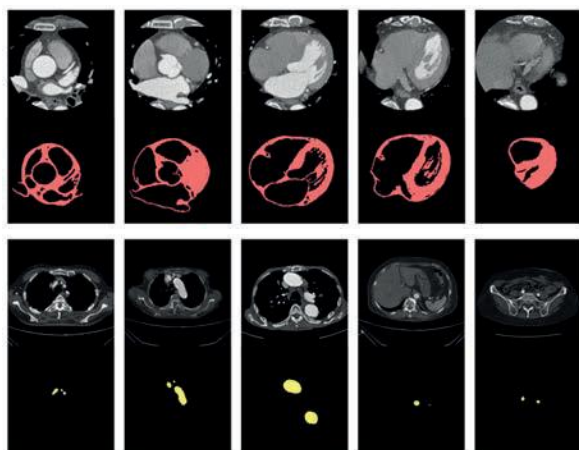


図 2 : CT 画像と形状マスク

上段が心臓 (A)、下段が大動脈内腔 (B) の画像の例。左から右に頭側から尾側の向き。

3. 手法

3.1 ディープラーニング

フレームワークには TensorFlow version 2.5 あるいは 2.7 (Google 社) を採用した。ニューラルネットワークモデルには U-net 型の層を持つオリジナルモデルを採用し、学習を複数回繰り返した。表 1 に計算の詳細を示す。計算機は大阪大学サイバーメディアセンターの公募型利用制度によりスーパーコンピュータ SQUID の GPU ノードをリモートで利用した。

3.2 臨床症例での試用

心臓あるいは大動脈の形状を学習させたモデルからそれぞれ最も Dice 値がよかったものを選

び、パーソナルコンピュータ上の医療画像ビューア OsiriX MD (Pixmeo 社) に実装した。

学習用の症例とは別で、臨床上の必要性で CT 撮影を行った 3 症例の匿名化した心電図同期造影 CT 画像に対して、学習済みモデルによる自動セグメンテーションの結果を心臓血管外科の指導医が構造物ごとに評価した (表 2)。

表 1 : 計算手法と設定値

ソフトウェア	Python 3 TensorFlow version 2.5/2.7
入力データ	造影 CT 画像と形状マスク画像 512×512 pixel 8 bit per pixel
ニューラルネットワーク	オリジナル (U-net 型) パラメータ数 : 37,375,331
設定値	エポック数 : 40 - 200 バッチサイズ : 36 for 1 GPU オプティマイザ : SGD 初期学習率 : 0.005 ロス値 : オリジナル

表 2 : セグメンテーション評価

(A) 心臓

構造	分類	名称
大きく厚い	心筋	左右心室 乳頭筋
大きい が薄い	大血管	バルサルバ洞 上行大動脈 肺動脈
	心房	左心房・左心耳 右心房・右心耳
薄い 細い	弁膜	大動脈弁・僧帽弁 肺動脈弁・三尖弁
	腱索	左室腱索
細い血管	冠動静脈	冠動脈 冠静脈洞

(B) 大動脈

分類	名称
本幹	胸部 (上行、弓部、下行) 腹部
分枝	頸部分枝 腹部分枝
末梢	腸骨動脈

4. 結果

4.1 学習モデルの性能と計算時間

心臓でもっとも良い学習結果は Dice 値 0.893 であった。複数回の学習で延べ計算時間は 967 時間、全エポック数は 2995 であった。大動脈でもっとも良い学習結果は Dice 値 0.947 であった。複数回の学習で延べ計算時間は 708 時間、全エポック数は 124 であった。

4.2 臨床症例のセグメンテーション

心臓では、比較的大きな構造物である心室や乳頭筋、大血管、心房のセグメンテーションが、心臓血管外科医が期待するものにほぼ沿っていた。あるいはそれほど大きな修正を要しないセグメンテーションであった。一方で弁膜や腱索、冠動脈などの微細な構造物は途切れていることが多く、人手による修正が必須であった (図 3)。

大動脈では、太い本幹から末梢の腸骨動脈までのセグメンテーションはほぼ満足すべきものであった。しかし細い分枝の付近で本幹のセグメンテーションが乱れていたり、分枝自体がセグメンテーションできていないなど修正が必要であった。

本報告で使用したノートパソコンでは 1,000 枚

ほどの CT 画像の自動セグメンテーションは数分で完了した。

5. 考察

大型計算機を利用できたため、複数プロセスを並列させることが可能で最も良い学習結果を短時間で選択できた。一方でリモートでの操作のため計算過程が確認しづらく、ローカルシステムで十分にデバッグするか、あるいは適宜ファイル出力して確認するなどの工夫が必要であった。大型計算機に合わせた学習コードの修正が必要であり、外部ライブラリーのバージョンも合わせる必要があった。学習量が増える見込みがある場合は当初より大型計算機を視野に入れたコーディングを検討すべきかもしれない。

学習させたモデルを臨床症例に応用する際、その性能の評価は難しい。適用した症例ごとに人間が正解のマスク画像を作って比較すれば定量評価ができるが、本報告ではそこまでの処理を行う人手と時間が確保できなかった。そのため構造物ごとの主観的な評価となったが、しかし必ずしも「Dice 値や IoU 値の高いセグメンテーション」と「心臓血管外科医として見た良いセグメンテーション」が一致しないことを作業中に感じるこ

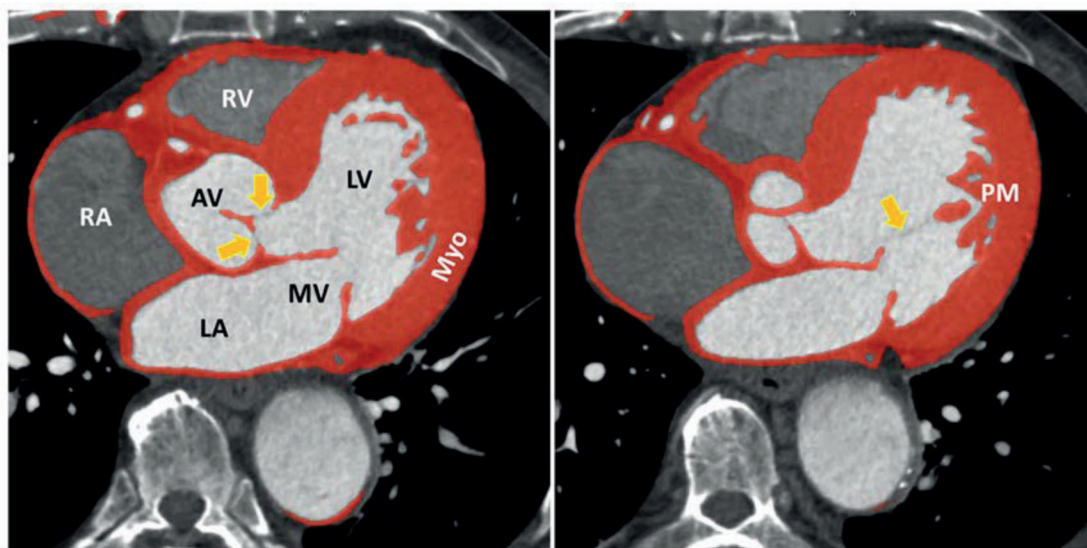


図 3 : 臨床症例のセグメンテーション

弁膜や腱索などの微細な構造物は途切れていることが多かった。

AV、大動脈弁 ; LA、左心房 ; LV、左心室 ; Myo、心筋 ; PM、乳頭筋 ; RA、右心房 ; RV、右心

はあった。そのことを考えると、臨床症例での評価は専門家による主観に留めて、人手などのリソースは学習症例の増強などに振り分けたほうが最終的に良いシステムができるかもしれない。

試みで自動セグメンテーションさせた結果を修正せずに3D形状に変換したところ、過不足はあるものの全体像の把握や、基本的な解剖の学習には問題ないように見えた(図4)。Augmented Reality画像などに変換して医学生や医療スタッフの学習に活用できる可能性が考えられた。さらに、心臓や大動脈瘤の流動解析する際の計算格子データとして応用する、あるいは3Dモデルを造形して流動や変形の実験をすることも可能となるのではないかと考えられた。

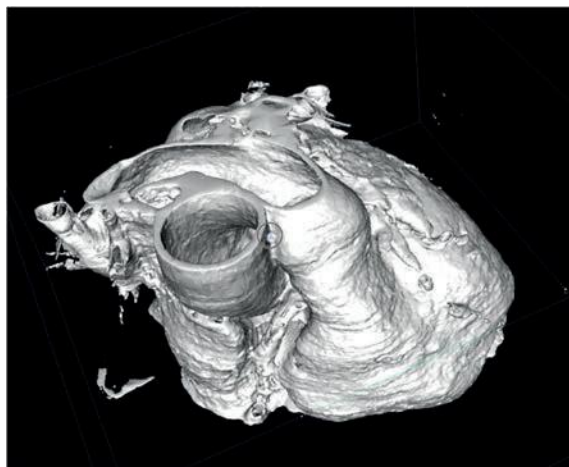


図4：3次元形状

6. おわりに

本報告での手法の精度をさらに上げていけば、日常診療でのCT画像から心臓や大血管の正確な3次元構造データを短時間で構築できるようになる。症例ごとに正確な術前評価や術式の検討が可能となり、より安全で最適な外科治療を提供できるようになるだろう。また手術トレーニングに利用する3Dモデルの造形に要する時間やコストを削減できるようになる可能性がある。

謝辞

本報告では、大阪大学サイバーメディアセンターの公募型利用制度(人工知能研究特設支援枠)

の支援によりスーパーコンピュータ SQUID の計算資源を利用しました。またCT撮影には吹田徳洲会病院放射線科撮影室より様々な助言を頂きました。これらの支援に心より感謝を申し上げます。

参考文献

- (1) 心臓血管外科専門医認定機構 - Off the Job Training <<http://cvs.umin.jp/security/ojt.html>>
- (2) Takashi Shirakawa, et al. 3D-Printed Aortic Stenosis Model with Fragile and Crushable Calcifications for Off-the-Job Training and Surgical Simulation. Multimedia Manual of Cardiothoracic Surgery. 2018 May 14;2018. doi: 10.1510/mmcts.2018.018.
- (3) Takashi Shirakawa, et al. Off the Job Training of Sutureless Heart Valve with 3D Calcified Aortic Stenosis Model. IFAO annual meeting 2019 (International Federation for Artificial Organs) – invited speaker for a workshop. Nov. 2019, Osaka.
- (4) 白川岳. 心臓3次元モデルを用いたSHDの病態評価と学習・トレーニングへの活用. 第84回日本循環器学会学術集会シンポジウム：構造的心疾患(SHD)治療における画像支援 – 招聘講演. 2020年8月, オンライン.
- (5) Takashi Shirakawa, et al. Automatic Heart Segmentation from Cardiac CT Images for 3D Surgical Model using Deep Learning. BMES annual meeting 2020 (Biomedical Engineering Society). Oct. 2020, online.
- (6) Takashi Shirakawa, et al. Automated Heart Segmentation using a Convolutional Neural Network Accelerates 3D Model Creation for Cardiac Surgery. Annual Meeting of European Association of Cardiovascular Imaging - Best of Imaging 2020. Dec. 2020, online.