

腹部大動脈瘤の早期発見を目的とした 超音波短軸画像での自動形状推定システムの開発

電気・化学専攻 医用工学領域 2181281 勇永 哲志
(主査：森 晃 教授 副査：京相 雅樹 教授，桃沢 愛 准教授)

1. 緒言

腹部大動脈瘤は腎動脈から総腸骨動脈にかけての大動脈が膨張する疾患である。無症状で進行し破裂後の致死率が 90%を超えることから早期での発見，治療が求められる。初期診断では超音波診断が行われ，前後最大径にて瘤の大きさを判断する。近年，超音波診断機器は小型化し在宅用のポータブル超音波機器の需要が進展しており，POC(ポイントオブケア)超音波という技師がその場で見たい臓器を見ることを目的とした製品が多々開発されている。しかし，各疾患の診断は技師の技量に依存する。そのため疾患の早期発見と正確な健診には画像より自動で診断する仕組みが求められる。疾患の中でも本研究では腹部大動脈瘤超音波短軸画像を対象とする。正常血管では一般的に最大径は約 20[mm]であり 1.5 倍の 30[mm]を超えると瘤と診断される^[1]。診断の問題点として画像が不明瞭なことから，最大径測定位置が技師の技量に依存する。また，左右壁の描写が困難なため，瘤全体形状の判別が困難である。以上の課題に対し，血管範囲と最大前後径から形状把握が可能だと考える。

本研究では腹部大動脈瘤の早期発見を目的とし，超音波画像上での自動形状推定システムを開発する。想定する環境としてポータブル超音波機器を使用し技師以外が走査した際にも診断可能なシステムを検討する。血管壁の特徴を画像より特定することで最大径測定位置の自動特定を行う。本システムでは画像入力のみで必要な情報全てを取得することを目指す。よって，最大径推定，血管位置特定，形状推定の 3 つの軸にてシステムを構築した。システム活用にて画像読影時間の短縮につながり，呼吸した状態にて高精度な測定を目指すことで患者負担の軽減になると考える。そこで，呼吸をした状態の画像で血管位置，最大径を手動誤差±1[mm]で取得することを目指す。

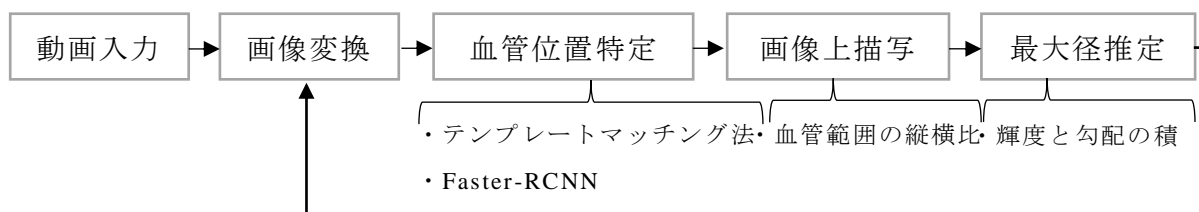


図1 開発するシステムフロー

2. 実験環境構築

2.1 血管モデル作成

大きさが既知の対象に対して最大径精度を検証するために模擬画像を用いる。紫外線硬化樹脂を用い，3D プリンタにて血管モデルを作成した。モデルは正常血管，紡錘状瘤，囊状瘤とし，正常血管は外径 24[mm]，瘤モデルは外径 30[mm]，厚みは3つとも 2[mm]とした。

2.2 画像取得

実験概要の構成条件を表 1 に示す。プローブ情報より超音波診断機器本体での分解能は約 2[mm]である。また、画像のピクセルと画像上メモリより画像上での距離分解能は 0.370[mm/px]である。本研究では画像精度評価のため 0.370[mm/px]を基準とし評価を行った。図 2 に実験概要図、図 3 にファントムイメージを示す。

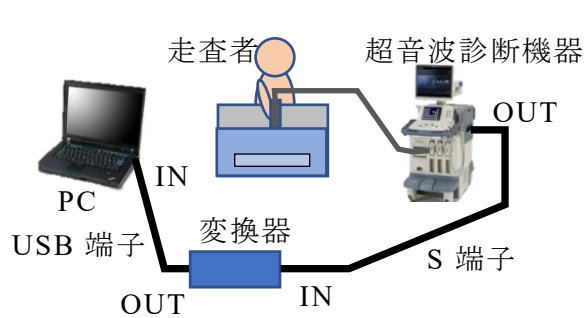


図 2 実験概要図

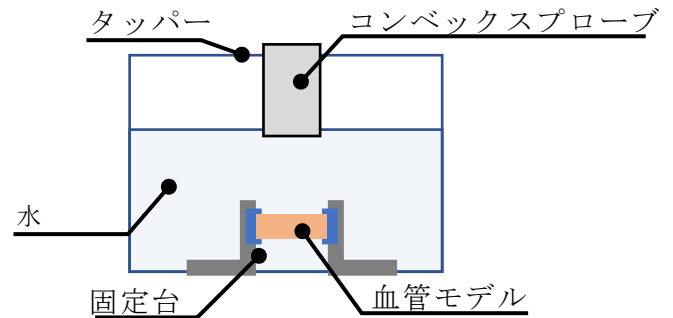


図 3 ファントムイメージ

表 1 実験概要の構成条件

画像取得ソフトウェア	IC Capture2.4(Argo Co., Ltd.)
超音波診断機器	TOSHIBA APLIO SSA-790
タッパー	Tapper(222[mm]×338[mm]×188[mm])
変換器	THE IMAGING SOURCE(DFG/USB2pro)
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070Ti

3. 血管位置自動特定手法

3.1 血管位置特定手法

血管位置特定手法として教師あり学習の 1 つである Faster-RCNN(Faster-Regions with Convolutional Neural Networks)を検討した。Faster-RCNN とはリアルタイムにて画像から範囲を見つけ座標情報を取得可能であり、2015 年に Ren らにより提唱された教師あり学習モデルである^[2]。しかし、画像情報の類似度から推定自体が可能か検証する必要がある。そこで、テンプレートマッチング法を検討した。テンプレートマッチング法とはテンプレート画像に対して画像内の一番類似する部分を決定し位置として座標を出力する手法である。本研究では血管位置の急な移動は想定しないため、類似度が高く、1 フレーム前の画像中心位置に最も近い範囲を推定範囲とした。本システムにて画像から特徴の領域座標とラベルの推定が可能である。最終的には画像を学習させることで未知の領域と識別が可能と考えた。

3.2 テンプレートマッチング法での位置推定検証

推定した画像 599 枚のうち追跡の有無を取得画像から判断し割合として取得した。ばらつきの評価方法として標準偏差を用いた。n 数は取得された 600 枚の画像とし、測定値の精度評価を行った。さらに前後最大径と血管範囲の左右比より算出した左右推定値より画像上に楕円の描写を行った。描写画像より瘤モデルの区別が可能であるか視覚的に評価した。追跡結果より全ての画像にて追跡が可能であった。

3.3 Faster-RCNN での位置推定検証

作成システムは機械学習ライブラリの一つである Pytorch の faster-RCNN 及び resnet50 を使用する^[3]。システムでは患者一人の情報から新たなデータセットを構築することで再現性と精度向上が見込めると考えた。そこで画像に対し明度，コントラスト，ぼかし，形状を変更させたデータセットを作成した。

3.3.1 学習データの検討

本実験では 3 種類のデータセットを作成した。作成にあたり，原画像は正常血管モデルを用いた超音波画像とした。データセット 1 ではぼかし，データセット 2 では形状変化，データセット 3 ではぼかしと形状変化両方を入れた。形状は 0.7,1.3 倍，ぼかしのパラメータは 3,5,7 とした。前提として全てのデータセットには明度とコントラストを入れた。両方ともパラメータは 0.6, 0.8, 1.0 とした。以上にて作成したデータセットの特徴変化量を確認するために正規化相互相関係数にて原画像との変化を可視化した。さらに被験者画像から拍動時，呼吸時，体動時の 3 種類の変化を取得し比較を行った。被験者画像は各条件の画像を 5 回取得し，体動時については 1~5 フレームでの画像変化とした。各条件での正規化相互相関係数の標準偏差を表 2 に示す。

表 2 各条件での正規化相互相関係数の標準偏差

	データセット	拍動時	呼吸時	体動時
+2 σ	0.99	0.93	0.98	0.90
-2 σ	0.77	0.85	0.88	0.76

結果としてデータセットと被験者の両方にて近似した相関係数が確認できた。よって，被験者画像での画像変化と同等の特徴変化量を作成できたと考える。

3.3.2 テストデータを用いた位置推定検証

推定精度を検証するため，正解データと不正解データを用いる。正解データには外径 28[mm]内径 24[mm]の短軸画像を増幅させ 20 枚の画像を用意した。さらに紡錘画像，嚢状瘤画像を 4 枚ずつ用意し，合計 28 枚の正解データとした。不正解データはシリコンゴムチューブの超音波画像を用いた。評価方法として，はじめに損失関数グラフにて学習の効果を確認する。また，再現率，F 値を算出し，推定精度を検証する。図 4-6 にデータセットごとの損失を示す。また，表 3 にデータセットごとの再現率を示す。

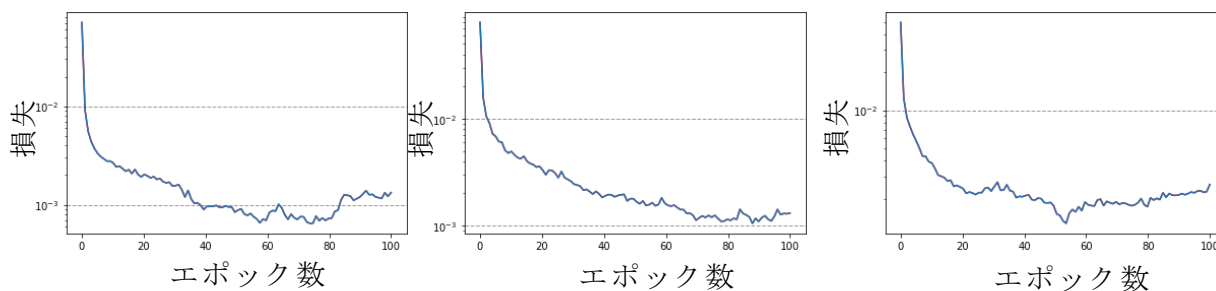


図 4 データセット 1 の損失 図 5 データセット 2 の損失 図 6 データセット 3 の損失

表3 データセットごとの再現率

	データセット1			データセット2			データセット3		
	20	50	100	20	50	100	20	50	100
エポック数	20	50	100	20	50	100	20	50	100
紡錘状	1	1	1	1	1	1	1	1	1
囊状	1	1	1	1	1	1	1	1	1
明度	1	1	1	1	1	1	1	1	1
コントラスト	1	1	1	1	1	1	1	1	1
ぼかし	1	1	1	1	1	1	1	1	1
形状	1	1	1	1	1	1	1	1	1
ノイズ	0	0.25	0.5	0.5	1	1	1	1	1
合計	24/28	25/28	26/28	26/28	28/28	28/28	28/28	28/28	28/28

エポック数が40を超えてから損失が一定に近づいている。よって、エポック数30~40にて学習が終わり、50以降は過学習になっている可能性がある。表3から、学習に含んでいないノイズの推定が一部できていなかった。特にデータセット1では全てのエポックにて推定ができず、対してデータセット3ではエポック数に依存せず全てにて推定可能であった。以上より、学習データセットとして、ぼかしと形状を入れたデータセット3にて未知のノイズに対して推定が可能であることが示された。

4. 血管形状推定手法の検証

血管推定法として左右壁部分の特徴抽出を試みたが、ノイズの輝度による影響が大きいことを確認した。そこで、血管範囲の縦横比より形状を簡易的に推定する手法を検討した。3章にて検証したデータセットでは、位置推定が可能であったが過学習の影響は考察できなかった。本章の血管形状血管より考察可能か判断する。形状推定方法として画像描写した範囲が血管特徴に沿って推定した確率を算出した。判断は目視で行ったが、明らかに推定範囲がズレた場合を不適切とし、最適率として検証を行った。図7に各データセットの最適率を示す。

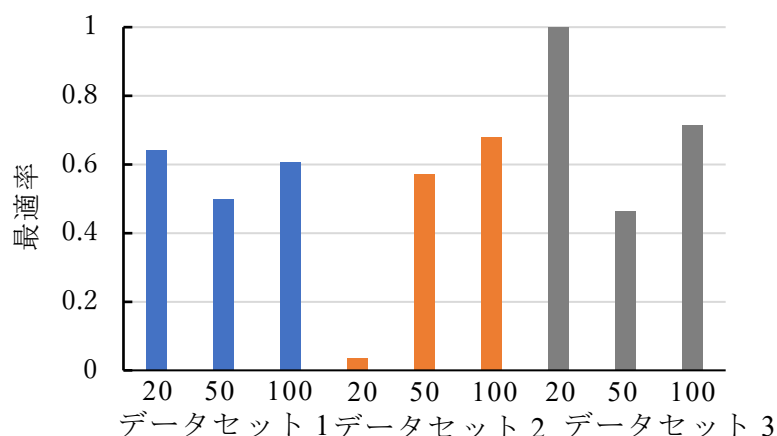


図7 各データセットの最適率

図7よりデータセット3のエポック20時が最も高い。対して、データセット1,2ではエポック数によらず、最適率が低かった。データセット3ではエポック数50と100にて最適率が20と比較して下がったことから、過学習が起きていたと考える。以上の結果からデータセット3のエポック20が最適だと考える。

5. 最大前後径推定手法の検証

5.1 最大径推定手法

画像内の血管前後壁に着目した。そこで輝度と勾配を積算したグラフを作成し、最大径推定を目的とした新たな境界特徴を検討した。図8にトリミングした超音波ファントム画像、図9に超音波画像と輝度×勾配グラフ、図10に簡易グラフモデルを示す。そこで最大径測定位置の指標であるOTO(outer to Outer)をA-D, LTL(Leading to Leading)をA-C, ITI(Inner to Inner)をB-Cと定めた。B,Dの点はグラフを前壁側、後壁側に分け、最大値最小値を取得、その内部を2つの極値のあるグラフに近似することで求めた。手動での測定者間の測定誤差は約2[mm]である^[4]。そのため、最大径の目標値として±1[mm]とした。

5.2 最大径推定精度検証

測定時の画像条件としてカーネルを7, 輝度を25, 輝度の標準偏差を10としたバイラテラルフィルタを5回処理し, ゲインを80, ダイナミックレンジを60とした。先行実験として±1[mm]単位で変化させた対象に対し実寸値から±1[mm]での推定が可能だと確認した。そこで3章,4章にて最適と判断したFaster-RCNNのデータセットを用い, 範囲を0,+10,+20とした最大径推定を行った。範囲変化の理由は範囲により推定結果に差異が出るか判断するためである。Faster-RCNNにて推定した結果(範囲+0)を図11に示す。Faster-RCNNにて推定した結果(範囲+20)を図12に示す。

範囲+0にした場合, 血管全体を範囲で含まない場合があり, 精度にばらつきが生じた。対して, 範囲を+10,+20とした場合, 範囲内に血管特徴が全て入り, 最大径の精度も向上した。以上より, 推定には範囲を大きくすることで, 血管特徴を全て網羅する必要があると考える。

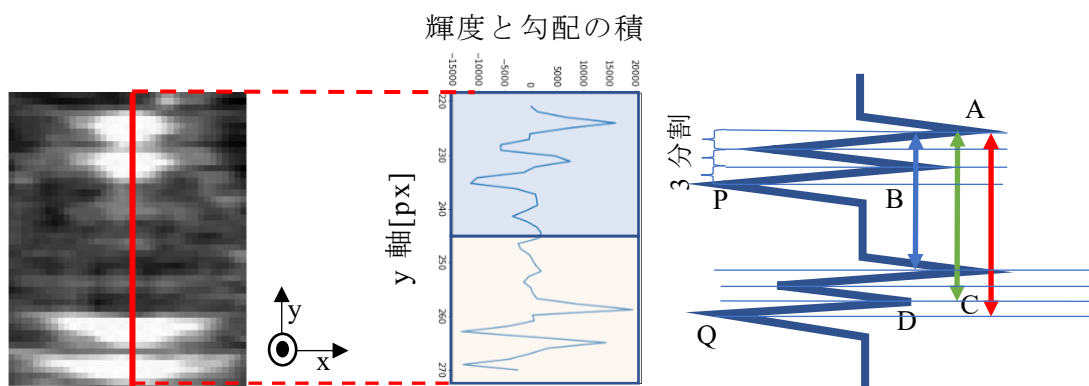


図8 トリミングした
超音波ファントム画像

図9 輝度と勾配の積グラフ

図10 簡易グラフモデル

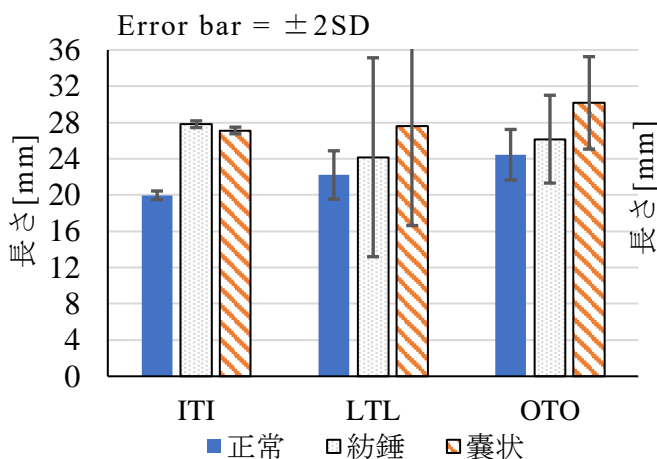


図 11 範囲+0での最大径推定結果

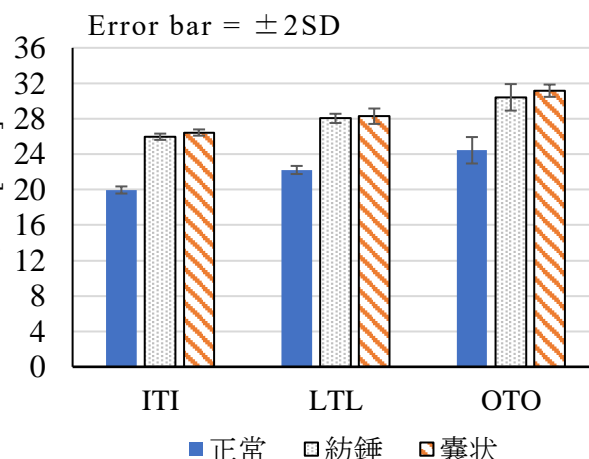


図 12 範囲+20での最大径推定結果

3章から5章にてシステム検証より提案する手法にて95%以上かつ ± 1 [mm]での位置及び最大径推定が可能だと示唆された。よって、本システム(Faster-RCNN, データセット3, エポック20)を用いた被験者画像評価が可能だと考える。そのため、血管特徴である拍動への対応と複数被験者での超音波画像を用いたシステム検証を行った。

しかし、課題点としてノイズの影響や範囲の選定が挙げられる。この点は被験者動画での推定検証結果からさらに考察を行う必要がある。

6. 被験者画像を用いたシステムの検証

6.1 模擬拍動動画での拍動推定検証

システムの被験者への適用にあたり、拍動への対応検討が必要だと考えた。そこで、人工的な拍動動画を作成し、システム適用時に拍動への対応が可能か検討した。拍動動画の周期は一般的な拍動である60[fps]と動画上最大の拍動数である900[fps]を作成した。結果として、900[fps]にて対応が可能であったため、被験者にて画像を取得した際でも拍動の程度を考慮せずシステムが動作可能だと考える。

6.2 被験者動画でのシステム推定検証

被験者でのシステム評価として2章と同様の条件にて20代男性被験者3名の超音波画像を取得した。基礎検討として呼吸を止めた状態にて評価したところすべての画像で推定が可能であった。そこで、本研究で対象とする呼吸ありを条件とし検証を行った。プローブは臍部分に配置し、体中心線上とした。動画は20[s]とし、5種類取得した。取得した動画5つのうち、1つを学習用動画、残り4つをテストデータとした。評価方法として、最適率、描写した推定円が血管壁特徴を捉えた確率を算出した。また、動画ごとの最大径推移グラフに対して、平滑化と四分位範囲以外の除去を行った後に極値の平均値と標準偏差の比較を行った。さらに動画から拡張期、収縮期の画像5枚ずつを選定し手動での最大径測定を行った。位置推定では1つを除き95%以上にて推定可能であった。表4に被験者ごとの血管壁部分推定結果、図13に被験者3の最大径推定結果(平均値)、図14に被験者3での拡張期—収縮期を示す。図15に被験者3でのシステムと手動での測定値、図16に被験者3でのシステムと手動の標準偏差を示す。

表 4 被験者ごとの血管壁部分推定結果

範囲	被験者 1		被験者 2		被験者 3	
	+10	+20	+10	+20	+10	+20
Test1(%)	70.45	97.16	74.79	38.37	63.94	98.16
Test2(%)	71.62	98.00	78.13	36.56	94.49	54.92
Test3(%)	19.70	99.50	91.98	68.78	60.77	97.49
Test4(%)	75.79	93.32	93.82	59.10	88.64	77.30

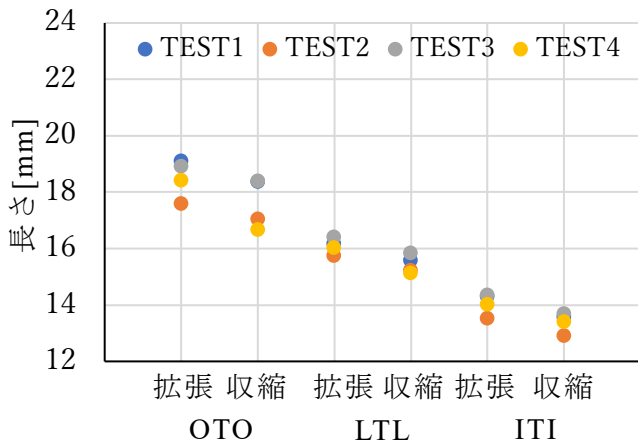


図 13 被験者 3 での最大径測定値(平均値)

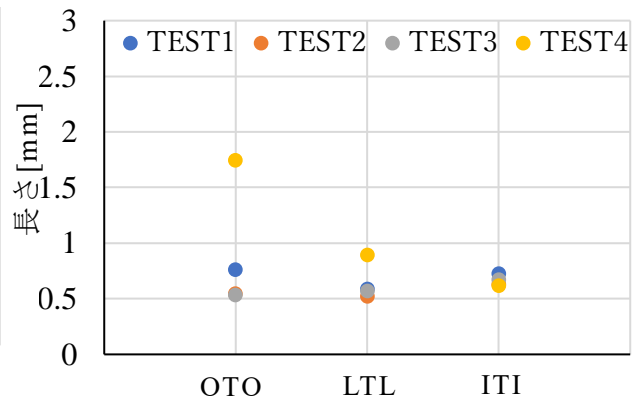


図 14 被験者 3 での拡張期-収縮期

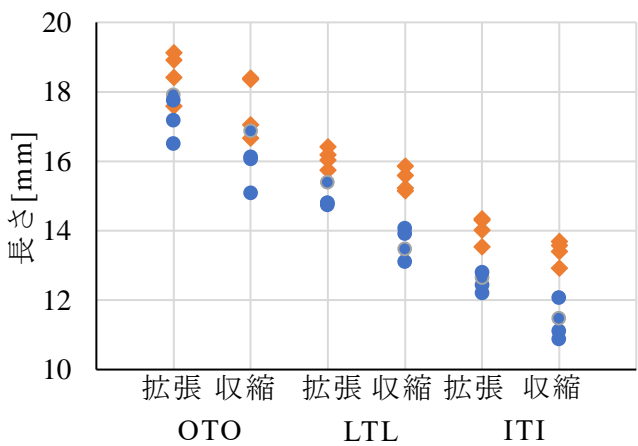


図 15 被験者 3 での手動とシステムの推定値

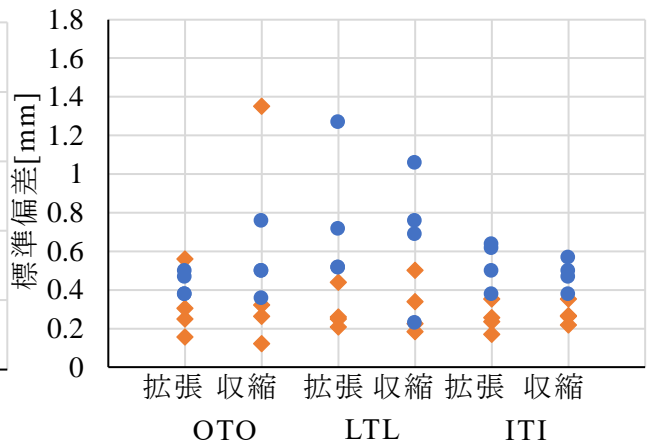


図 16 被験者 3 での手動とシステムの標準偏差

表 4 より範囲によって血管壁特徴をとった割合が変化した。理由として取得範囲内に他の特徴が入った場合、範囲が血管部分より小さかった場合が挙げられた。これらより被験者に合わせて適切な範囲を取得する必要がある。本実験における+10, +20 のように範囲を選択式にすることで解決可能だと考える。図 13 より OTO から ITI にかけて順に長さが小さくなっていることから、予想通りの推定値が取得できている。また、図 14 より LTL, ITI にて 0.5 から 1.0 の間に値が収束した。よって、血管壁の変化率を正確に算出可能だと考える。特に自動での拡張期-収縮期を算出することは、ステイフネスパラメータ β の自動算出に貢献できると考える。

図 15 より手動での推定値が実際よりも小さく計測する可能性があることが示唆された。理由は視覚的な判断が要因である。先行研究より CT の方が超音波画像での値より 3~4[mm]大きく測定される^[5]。システムを用いることで精密検査の CT 検査測定値と近似した値が自動で取得可能だと示唆された。さらに図 16 手動での測定方法がシステムよりもばらつきが大きいことが示された。また OTO についてはノイズの影響もあり両者にて標準偏差が大きかった。対して、LTL, ITI でのシステム標準偏差は 0.5[mm]以下であったことから、ファントムでの推定値と同様に 1[mm]単位での推定が可能だと考える。

7. 結言

本研究では、腹部大動脈瘤の早期発見を目的とした超音波画像での血管形状推定システムの開発を行った。無症状で進行する腹部大動脈瘤の超音波画像に対して、自動にて血管形状を行うことで、診断精度向上と技量依存改善を目指した。Faster-RCNN の学習特徴として形状とぼかしを入れることで精度の向上が確認できた。最大径推定では ± 1 [mm]での推定が可能であった。以上より、手動にて発生する測定誤差 ± 2 [mm]に対し、システムを用いることで手動時の半分の誤差にて自動推定が可能だと示された。加えて、手動での推定誤差に比べ、被験者画像においても 0.5[mm]以下に標準偏差が収束した。以上の結果より、画像入力のみで血管位置、形状、最大径を提示するシステムを開発できたと考える。特に、腹部大動脈瘤の検診にて走査者、読影者に依存しない高精度な測定が可能であり、診断時間の短縮を実現可能だと考えた。最終的に本システムを搭載したポータブル機器を使用することで看護師や介護現場での検査に対するハードルが下がり、早期発見のための診断が期待できる。

参考文献

- [1] 荻野 均 他, 2020 年改訂版 大動脈瘤・大動脈解離診療ガイドライン, 日本循環器学会, 日本心臓血管外科学会, 日本胸部外科学会, 日本血管外科学会合同ガイドライン.
- [2] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, University of Science and Technology of China, Microsoft, 2015.
- [3] Faster RCNN, https://pytorch.org/vision/master/models/faster_rcnn.html, Pytorch, Table of Contents, 2022/07/10.
- [4] Jens Borgbjerg, et.,al, Superior Reproducibility of the Leading to Leading Edge and Inner to Inner Edge Methods in the Ultrasound Assessment of Maximum Abdominal Aortic Diameter, Department of Radiology, Aarhus University Hospital, Aarhus, Denmark, Eur J Endo- vasc Surg, 55, 206-213, 2018.
- [5] Mads Liisberg, Axel C. Diederichsen, and Jes S. Lindholt, Abdominal ultrasound-scanning versus non-contrast computed tomography as screening method for abdominal aortic aneurysm – a validation study from the randomized DANCAVAS study, Liisberg et al. BMC Medical Imaging (2017) 17:14