

U-Netによる血管検出と対応付け推定によるポリープの形状復元

1st Hibiki Toda
dept. Chubu University
Kasugai, Japan
hibiki9607280929@gmail.com

2nd Yuji Iwahori
dept. Chubu University
Kasugai, Japan
iwahori@isc.chubu.ac.jp

3rd Hiroyasu Usami
dept. Chubu University
Kasugai, Japan
info@hiroyasuusami.com

Abstract—現在の医療現場では、内視鏡によるポリープの診察が行われており、医師の目視によって良性と悪性の判別を行っている。ポリープは大きさが 1cm 以上である場合悪性の可能性が高くなるためポリープの大きさを求めることが重要であるが、数年の経験がある医師ですらポリープの大きさの推定を行うことは困難であると言われている。そのため、本論文では内視鏡画像に含まれる血管情報を用いたポリープの大きさ推定を提案し、実験によって有効性を確認した。

Index Terms—shape recovery, polyp, U-Net, matching など

I. INTRODUCTION

形状復元に必要な反射係数などのパラメータや、ポリープの大きさを推定するために、参照物体を用いる手法がある。参照物体として手術部位の組織を繋ぎ合わせる為に用いる縫合糸を使う文献 [1] がある。縫合糸は大きさが既知であるため参照物体として適しているが、入れる手間が掛かることやコストが掛かるといったデメリットがある。その為、多数の内視鏡に含まれる血管領域を参照物体としている文献 [2] がある。血管領域を使用するメリットとしては血管の太さは成人の場合、ある程度推定が可能である点がある。文献 [2] では血管を検出する際に、HSV 表色系を用いた閾値による血管の検出を行っているが、血管と肉壁の明確な違いを見出しづらい内視鏡環境では、画像によっては血管以外の不要な領域を検出してしまうことがある。この問題点に対しては Frangi Filter [3] を用いた手法である文献 [4] を用いることで血管以外の不要な領域を除去することが可能となったが、Frangi Filter は画像全体の血管領域を取得しないという特徴があるため、画像全体の血管領域を使用したい場合には不向きである。また、文献 [1] では、2枚の画像間でのカメラの移動量から正確な対応点からパラメータを計算するため画像間の正確な対応点を取得するための対応する血管領域の検出精度が復元結果に大きく左右する。そのため今回は正確な対応点を得ることを目的に、より多くの血管領域を抽出するために U-Net [?] による血管検出を検討する。U-Net を使用するメリットとしては大量のデータを処理できるかつ正確な検出ができる、一般的機械学習では使用する学習画像を多く使用するのに対し、学習画像の枚数が少なく済むという点が挙げられる。また、文献 [2]において 1枚目の血管領域に対応する 2枚目の血管領域の検出にテンプレートマッチングを用いている。しかしテンプレートマッチングの問題点として画像の回転などの変化に弱く、回転が含まれやすい内視鏡環境において、正しい移動先を

検出できない場合がある。このような大域特徴から、局所特徴である特徴点を用いることで画像の変化にも対応できると考える。内視鏡画像に対して Oriented FAST and Rotated BRIEF(以下 ORB) 特徴量を抽出し、近接フレーム間で対応付けを行った文献 [6] では、内視鏡画像に対して直接特徴量を抽出しており、画像の鏡面反射領域やポリープの模様などで対応付けを行っている。これらは、大きさを既知とできないため、パラメータの推定を行うことが困難である。そこで本論文では、U-Net による血管検出結果を利用し、血管領域に対して領域分割を行い領域ごとに特徴点を抽出し、領域の対応付けを行うことで、2枚の画像からパラメータの推定をし、ポリープの形状復元を行う手法を提案する。

II. METHODS

提案手法では、血管情報を含む内視鏡画像および数フレーム(5 から 8 程度) 移動して撮影された 2枚の画像に対して U-Net による血管領域の検出を行い、それぞれの血管領域に対してラベリングによる領域分割を行い、ORB 特徴量による領域ごとのマッチングを行い、対応する血管の太さから奥行き Z を求め、対応点ごとに奥行き Z の差分をとることでカメラの移動量 ΔZ を推定し、スケールが既知のポリープの復元を行う。

A. U-Net による血管領域検出

U-Net[2] は、物体の局所的特徴と全体的な位置情報の両方を統合して学習させるために開発されたニューラルネットワークである。

領域抽出には物体の局所的特徴と全体的位置情報を特定する必要があるが、血管検出においてもピクセル単位で画像を復元することが必要である。このため提案手法では血管検出に U-Net を用いる。提案手法では血管領域をとるために、作成した真値となるマスク画像から血管の位置、色を学習する。学習用の画像およびマスク画像から無作為にパッチを作成することで、少ない枚数での高精度な学習が可能になる。U-Net による血管検出結果は全体的に暗く、血管領域が認識しづらいため、次に、血管領域の検出を行い検出された結果画像から輝度の差を用いて、不要なノイズを取り除く処理を行う。これにより、提案手法では血管検出を行う。

学習用の画像の元画像、血管のマスク、学習に使用する領域のマスクをそれぞれ、図 1 の a,b,c に示す。また、U-Net による血管検出の手順を以下に示す。

- step1. 学習用の画像からマスク画像を作成する.
- step2. 学習用の画像と Step1 で作成したマスクから無作為に 48×48 のパッチを 1 枚につき 9500 枚作成する.
- step3. Step2 のパッチから血管領域を特徴とさせて学習を行う.
- step4. Step3 の学習データを元のテストデータから学習させた特徴を検出する.
- step5. 輝度の差を用いて細かいノイズ部分を取り除く.

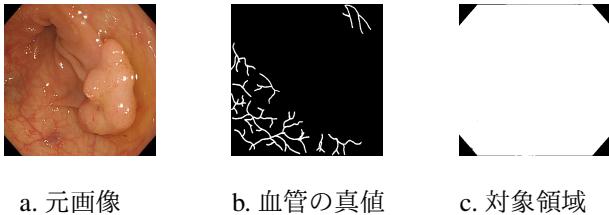


Fig. 1. U-Net 学習画像

B. 画像間の対応点による移動先血管領域の推定

血管領域を含む画像を 1 枚目, 1 枚目の画像から 5 から 8 フレーム程度移動して撮影された画像を 2 枚目とし, 2 枚の画像に対して U-Net で検出された血管領域から ORB 特徴量を抽出し, 画像間の対応付けを行うことで対応する血管領域を抽出する. 使用する 2 枚の画像に対してラベリングによる領域分割を行い, 1 枚目の画像の面積の 1 番大きい領域を注目領域とし, 2 枚目の画像の面積の大きさ上位 3 位までの領域と比較することで, 画像間で対応する血管領域の検出を行う. 対応する血管領域の検出後に 1 枚目の注目領域と検出した領域で再度 ORB 特徴量による対応付けを行うことで, より正確な対応付けを行う.

C. 三次元形状復元

対応の取れた特徴点ごとに, 血管の太さから奥行き Z を求め, その差分をとることでカメラの移動量 ΔZ を推定する. ΔZ から画像の輝度値が最大の点の反射係数 C を推定し, 文献 [7] により, 内視鏡画像中のポリープの形状を Fast Marching Method(以下, FMM)で復元する. FMM は光の伝播を表すアイコナール方程式を収束計算を行わずに高速に解く手法で, 内視鏡画像において輝度値から傾きを求めることで奥行き Z を求める. また, 文献 [7] について内視鏡カメラの焦点距離は既知であることを前提としている.

III. 実験

A. マッチング

本手法の有効性を確認するため, 実画像を用いて実験を行い, 文献 [2] との比較を行った. U-Net で学習をする際に, 学習画像には図 2 の a のように血管領域を含んだ画像を 20 枚, テスト画像には学習に使用した画像以外の血管領域を含む画像及び, 数フレーム移動して撮影された画像をペアとして白色画像を 14 枚, 染色画像を 2 枚の計 16 枚使用し, 用意した画像に対して血管検出を行った. 次に検出した画像に対してマッチングを行う.

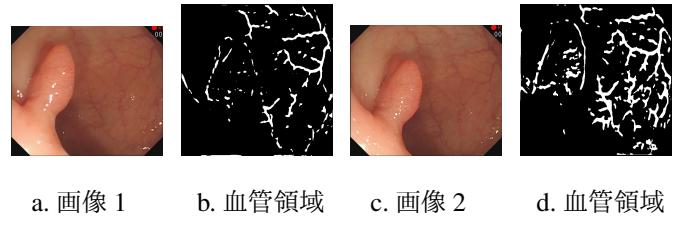


Fig. 2. 画像

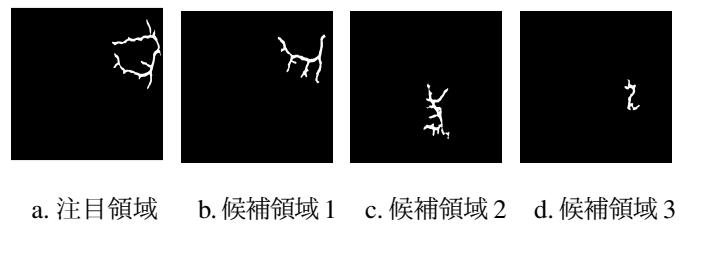


Fig. 3. 注目領域および移動先候補領域

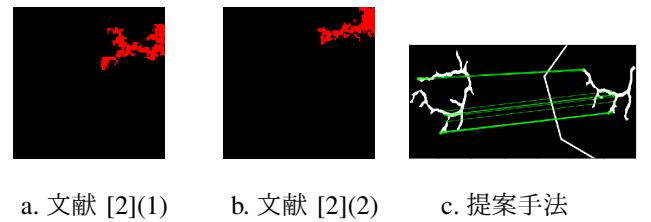
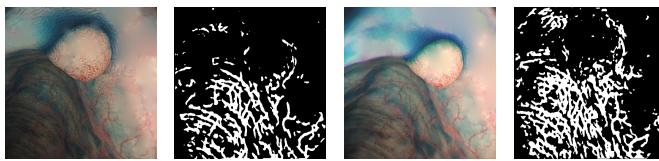


Fig. 4. 移動先推定結果



a. 画像 1 b. 血管領域 c. 画像 2 d. 血管領域

Fig. 5. 領域分割失敗例

TABLE I
汎用性評価

	検出可能	検出不可能	検出成功率 (%)
文献 [2]	8	8	50
提案手法	14	2	87.5

B. 三次元形状復元

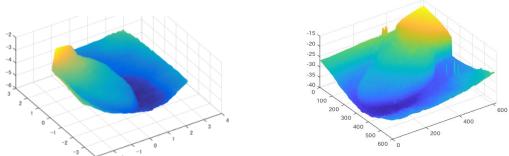
得られたパラメータを元に三次元形状復元を行い、文献 [2] と比較する。血管情報より得られたパラメータを表 II、復元対象のポリープを図 6、復元結果を図 7 に示す。

TABLE II
文献 [2]

パラメータ	内視鏡画像 1	内視鏡画像 2
ΔZ	3.7019	2.8672
C	76.1	78.6
復元対象の高さ (mm)	6.21	6.8



Fig. 6. 復元対象



a. 文献 [2] b. 提案手法

Fig. 7. 三次元形状復元結果

IV. DISCUSSION

文献 [2] では図 4 の a,b の赤色の部分が、1枚目の注目領域及び移動先の検出結果である。提案手法では、図 4 の c の 2つの領域が対応する血管領域の検出結果である。結果を見ると、どちらも正確な検出が出来ている。文献 [2] の場合、検出された領域に対して、SIFT 特徴量を抽出し、画像間の移動量を推定することで、カメラの移動量 ΔZ および反射係数 C を求め形状復元を行うことができるが、提案手法では、特徴点で領域のマッチングを行っているため、ORB により抽出した特徴点の中から対応が取れている特徴点を用いて文献 [2] と同様にパラメータを推定することができる。また、表 I より文献 [2] の手法では移動先の領域検出で失敗してしまうことがあるが、提案手法では、染色画像を除いた 14 枚の画像に対して、移動先の推定を正確に行えていることが分かる。このことから、汎用性の向上も確認できた。提案手法において、染色画像で対応付けを行うことができなかった原因として、図 2 の b, d のような白色画像に対しての U-Net による血管検出結果に比べて、染色画像に対しての検出結果では、図 5 の b, c のように血管以外の領域も多く取れてしまっており、ラベリングによる領域分割がうまくいかず、パラメータを推定することができなかつたことが挙げられる。

染色画像は、内視鏡画像中の血管などのエッジを強調するため、血管情報を得るために適していると考えるため、より多くの画像に対応させることを目標に、領域分割方法を改善することで、白色画像以外への対応を行っていく必要がある。

また、三次元形状復元について、表 II から、文献 [2] と提案手法で得られたパラメータおよび復元対象の高さが同等の値が得られていることが分かる。文献 [2] では、画像間の領域の対応付けに失敗した場合、パラメータを得ることができないため、三次元形状復元を行うことができなかつた。提案手法では、実験に使用した、染色画像以外の画像に対し、マッチングを多なうことに成功し、パラメータを得ることができたため、パラメータを得ることができた画像すべてに対し、三次元形状復元を行うことができた。このことから、提案手法の有効性を確認できた。

V. 結論

本論文では、血管領域を含む内視鏡画像に対して、U-Net で検出した血管領域を用いて、血管の特徴量から血管領域の対応付けを行う手法を提案した。

提案手法では従来の大域特徴から局所特徴である特徴量を用いることで内視鏡画像の撮影環境における変化に対応することができ、より多くの内視鏡画像に対応することができた。今後の課題は、白色画像以外にも対応した領域分割および対応付けの手法や、抽出した特徴点を用いた点群ベースの形状復元による復元精度精度の向上が挙げられる。

REFERENCES

- [1] Y.Iwahori, D.Yamaguchi, T.Nakamura, K.Kunio, "Estimating Reflectance Parameter of polyp Using Medical Suture Information in Endoscope Image ", In Proceeding of ICPRAM 2016, pp.503-509, 2016.
- [2] Yuji Iwahori, Tomoya Suda, Kenji Funahashi, Hiroyasu Usami, Aili Wang, M. K. Bhuyan, Kunio Kasugai, "Shape Recovery of Polyp from Endoscope Image Using Blood Vessel Information", Computational Science/Intelligence and Applied Informatics, Springer, 726, pp.165 - 184, 2017.

- [3] Frangi, Alejandro, et al. "Multiscale vessel enhancement filtering." International Conference on Medical Image Computing and ComputerAssisted Intervention. Springer Berlin Heidelberg, 1998.
- [4] Mayank Golhar, Yuji Iwahori, Kenji Funahashi, M.K. Bhuyan, Kunio Kasugai, "A Robust Method for Blood Vessel Extraction in Endoscopic Images with SVM-based Scene Classification", ICPRAM 2017, pp.1-10, 2017.
- [5] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation", 2015.
- [6] Ankur Deka, Yuji Iwahori, M. K. Bhuyan, Pradipta Sasmal, Kunio Kasugai, "Dense 3D Reconstruction of Endoscopic Polyp", BIOIMAGING 2018, pp.159-166. 2018.
- [7] K.Tatematsu, Y.Iwahori, T.Nakamura, S.Fukui, R.J.Woodham and K.Kasugai, " Shape from Endoscope Image based on Photometric and Geometric Constraints", KES 2013, Procedia Computer Science, Elsevier, Vol.22, pp.1285-1293, 2013.