

1 はじめに

医療現場において、内視鏡画像からポリープの大きさ推定及び形状を復元することが重要である。ポリープの大きさの推定を行うために、内視鏡画像から大きさが既知の物体を参照して、2枚の画像間でのカメラ移動量から、三次元形状復元に用いるパラメータを算出する手法 [1] がある。文献 [1] では血管領域の移動先推定にテンプレートマッチングを用いているため、カメラの回転や肉壁の非剛体運動が含まれやすい内視鏡環境において不向きであり、正しい移動先を推定出来ない場合がある。そこで本稿では、血管領域から血管構造をグラフとして抽出し、2枚の画像間でグラフ構造の同定をすることで、カメラの回転や対象物体の非剛体運動にも対応できる血管領域の画像マッチング手法を提案する。

2 U-Net による血管領域分割

血管領域分割は、画像中の個々の対象の領域をピクセルの精度で同定することを目的とする。そのため、対象の局所的特徴と全体的位置情報の両方を結合して学習させるために開発された U-Net を用いて血管領域分割を行う。U-Net の中でも、文献 [2] の畳み込み層を5層から3層へと変更した Retina U-Net のによって血管領域分割を行う。また、検出結果をラベリング処理やモルフォロジー変換によりノイズを除去を行う。

3 血管構造のグラフ化

血管構造のグラフ化の前処理として、scikit-image のライブラリである Skeletonize を用いてノイズ処理後の画像を細線化する。細線化処理により、血管構造を保持した状態の幅1ピクセルの線画像となり、血管の端点や分岐点などの特徴が抽出しやすくなる。細線化された画像から血管構造の端点と分岐点をノードとした無向グラフを取得する。

4 グラフ構造の対応付け

血管構造のグラフ化により得られた2つのグラフに対して、グラフ構造を同定する。しかし、2枚の画像から得られるグラフ構造は同型ではないことが多い。そこで、2枚の画像から抽出された血管領域のグラフ構造に共通する部分グラフを取り出し、対応付けを行う。

5 実験

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った。図1、図2に対して、U-Netによる血管領域分割結果を図3、図4に示す。図3、図4に対してグラフ構造の対応付けを行った結果を図5に示す。

本手法のマッチングでは、グラフのノード間だけでなくエッジ間についても対応付けが可能となり、広い範囲で密な対応付けが可能となっていることから、提案手法の有効性を確認できる。

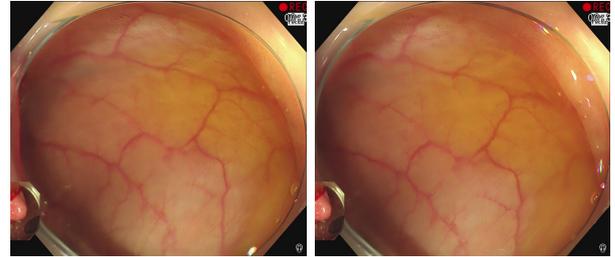


図 1: 内視鏡画像 1

図 2: 内視鏡画像 2

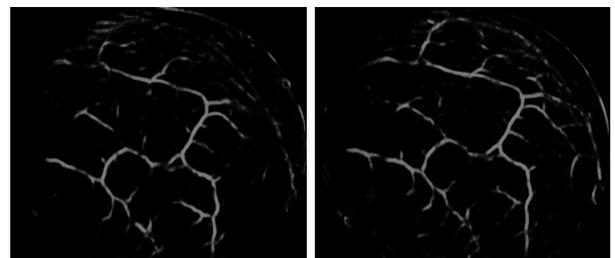


図 3: 血管領域画像 1

図 4: 血管領域画像 2

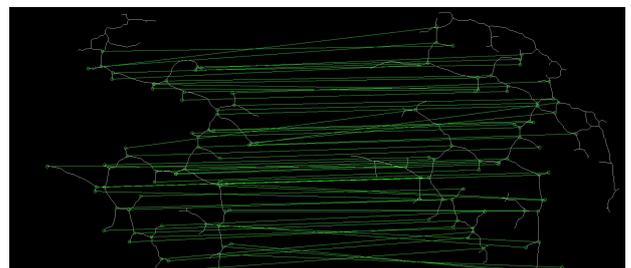


図 5: 本手法による画像マッチング

6 むすび

本研究では、血管領域のグラフ構造を用いることで、非剛体運動する対象物体にも線単位で対応が取れ、結果として密な画像マッチングを可能なものにした。これにより、文献 [1] に用いられる内視鏡カメラの移動量パラメータ推定の精度向上に役立つことが期待できる。また今後の課題として、計算時間の改善や対応点の信頼性評価方法の確立などが挙げられる。

参考文献

- [1] Y. Iwahori, T. Suda, K. Funahashi, H. Usami, A. Wang, M.K. Bhuyan, K. Kasugai, "Shape Recovery of Polyp from Endoscope Image Using Blood Vessel Information", Computational Science/Intelligence and Applied Informatics, pp.165-184, 2017.
- [2] orbix Srl, "Retina blood vessel segmentation with a convolutional neural network", 2016. <https://github.com/orobix/retina-unet> (2020/1/31)