

モルフォロジーフィルタバンクと AdaBoost を用いた眼底画像からの血管抽出 Segmentation of Blood Vessels in Retinal Fundus Images using Morphology Filter Bank and AdaBoost

井上 知紀† 橋本 隆太郎† 内山 良一† 内村 圭一† 上瀧 剛†
Tomoki Inoue Ryutaro Hashimoto Yoshikazu Uchiyama Keiichi Uchimura Gou Koutaki

1. はじめに

現在、医師への負担を減らすことを目的としたコンピュータ支援診断 (Computer-Aided Diagnosis: CAD) という取り組みが注目されている。本稿では、眼底画像の CAD システムにおいて必要である眼底画像からの血管抽出法を提案する。

以前に著者らは眼底画像の血管抽出法として、モルフォロジーフィルタバンク [1] とニューラルネットワークを組み合わせた手法について検討した [2]。しかし、血管が切断されて抽出されるなど血管の形状の再現性に問題があった。そこで本稿では、血管の形状再現性の向上を目的として、モルフォロジーフィルタバンクと AdaBoost を組み合わせた血管抽出法を検討する。

2. 血管抽出法

提案する血管抽出法は、(i)前処理、(ii)血管の識別、(iii)偽陽性の低減という段階からなる。以下、各段階について述べる。

2.1 前処理

2.1.1 モルフォロジーフィルタバンク (線状成分の抽出)

モルフォロジーフィルタバンク [1] は、モルフォロジー演算の一種である Top-hat 変換にウェーブレット解析のフィルタバンクのアイデアを適用したものである。この手法により対象画像から任意の大きさの粒状成分・線状成分を抽出でき、それぞれ足し合わせることで、対象画像の粒状成分画像や線状成分画像を生成することができる。モルフォロジーフィルタバンクを適用するために、原画像の G 成分を用いて反転画像を生成する。この反転画像に対して、モルフォロジーフィルタバンクを使用することで血管の候補を含む線状成分が抽出される。

2.1.2 輪郭の除去

2.1.1 項で得られる線状成分画像には、眼底の内側と、眼底の外側の背景領域との境界 (以下、輪郭と呼ぶ) も含まれている。この輪郭は高い濃度値を持ち、次の工程に影響を及ぼすため、輪郭の除去を行う。輪郭除去には、原画像の二値化画像における輪郭追跡処理によって得られる輪郭画像を使用する。この輪郭画像に対応する領域を線状成分画像から削除することで、輪郭除去が可能である。

2.2 血管の識別

2.2.1 AdaBoost による識別

本稿では、AdaBoost の弱識別器として深さ 1 の決定木である Decision Stump [3] を用いる。具体的には、式 (1) で定義される T 個の弱識別器 $h_t(\mathbf{x})$ ($t = 1, 2, \dots, T$: 学習回数) の多数決により識別を行う。

$$h_t(\mathbf{x}) = \begin{cases} +1 & \text{if } p_t x_{d_t} < p_t \theta_t \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 \mathbf{x} は特徴ベクトルを、 p_t は不等号を調整するパラメータを、 x_{d_t} は特徴ベクトル \mathbf{x} の d_t 番目の要素を、 θ_t はしきい値を表す。

2.2.2 特徴量

識別において使用する特徴量を説明する。特徴量の抽出対象は前処理段階後の画像である。本稿では、線状構造の強調に用いられるヘッセ行列の固有値を使用する [4]。固有値の算出の際には、ガウス平滑化フィルタのシグマ値 σ を {1.0, 2.0, 3.0, 4.0} として平滑化する。これらの平滑化画像に対して固有値 $\lambda_{1,\sigma}$, $\lambda_{2,\sigma}$ ($|\lambda_{1,\sigma}| \geq |\lambda_{2,\sigma}|$) を算出し、特徴量として使用する。なお、これらの特徴量は 0~1 の値に正規化する。

2.3 偽陽性の低減

2.2 節で得られる画像には誤識別によって生じる孤立した領域が含まれている。そこで、領域の大きさの条件により、孤立した領域の除去を行う。これにより、偽陽性が低減され、最終的な血管画像が得られる。

3. 実験と評価

3.1 データセット

本稿で使用する眼底画像は、DRIVE データベース [5] 上で公開されている画像である。このデータベースには、医師の作成した血管のマニュアル画像があり、教師データの作成に用いることができる。本稿では、このデータベースに準備されている学習画像 20 枚とテスト画像 20 枚を用いる。なお、画像サイズは 565×584 画素である。

3.2 実験の条件

本稿で使用するパラメータおよび条件について説明する。前処理段階で使用するモルフォロジーフィルタバンクで設定する最大解像度は 4 とする。また、各解像度における直線多重構造要素の横幅はそれぞれ 3, 5, 7, 9 画素とし、縦幅は 1 画素とする。円形構造要素の直径は、対応する解像度での直線多重構造要素の横幅と同じである。血管の識別段階で使用する Decision Stump のしきい値を 0~1 までの 0.02 刻みの値とする。また、学習の終了は、ある学習回数における重み付き識別誤差が 0.48 を超えるときとする。偽陽性の低減段階で除去する孤立性領域の大きさは、30 画素以下とする。

3.3 定性評価

図 1 に抽出結果の例を示す。なお、図 1(c) は見やすくするために画像のコントラストを補正した。また、図 1(d) は 3.4 節の定量評価において使用する画像である。

† 熊本大学 Kumamoto University

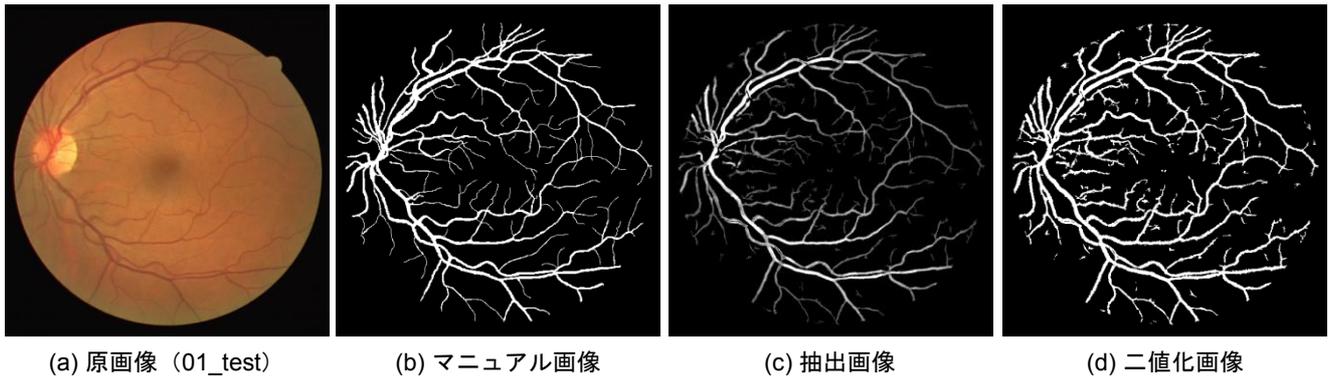


図1: 提案手法の抽出結果例

図1(b)と図1(c)を比較すると、図1(c)ではある程度細かい血管まで抽出できていることが確認できる。また、以前に著者らが提案した手法[2]による抽出画像と比べた場合、血管が切断されて抽出されている部分は少ないことが分かった。しかし、すべての抽出画像において偽陽性が見られた。ここで眼底の輪郭近傍に注目すると、血管に似た形状の偽陽性が見られた。この原因として、前処理段階において血管の形状に似た成分が強調されたことが挙げられる。この強調された成分が誤識別されたと考えられる。

3.4 定量評価

本稿では、一般的な定量評価指標である Sensitivity, Specificity, Accuracy, および Accuracy の Standard Deviation (SD) を用いる。True Positive を TP , True Negative を TN , False Positive を FP , False Negative を FN とおくと Sensitivity, Specificity, および Accuracy はそれぞれ式(2)-(4)で表される。

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (4)$$

マニュアル画像と各抽出結果の二値化画像を用いて行った定量評価結果を表1に示す。表1中の2nd human observerは医師によって作成された第二のマニュアル画像の定量評価である。表1を見ると、提案手法は、Yousefiらの手法[7]や以前に著者らが提案した手法[2]よりも Sensitivity がわずかではあるが高くなっていることが確認できる。しかし、提案手法は、2nd human observer に比べ、Accuracy が大きく劣っていることが分かる。これは、定性評価でも述べたように、誤識別により生じた偽陽性によって Specificity が低くなったことが理由として挙げられる。

4. おわりに

眼底画像からの血管抽出法として、モルフォロジーフィルタバンクと AdaBoost を用いた手法を提案した。提案手法は、従来手法に比べ Sensitivity が高くなり、形状の再現性も向上した。今後の予定として、血管に似た形状を持つ偽陽性除去の方法の検討や、血管の連結性に注目した血管の補間処理の検討を行う予定である。また、識別性能の向上を図るために Random Forest[8]や Deep Learning[9]を用いた識別を検討する予定である。

参考文献

- [1] 橋本 隆太郎, 内村 圭一, 上瀧 剛, 内山 良一, “モルフォロジーフィルタバンクを用いた粒状・線状成分の抽出とその性能評価”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.114, No.311, pp.43-48 (2014).
- [2] 井上 知紀, 橋本 隆太郎, 内山 良一, 内村 圭一, 上瀧 剛, “モルフォロジーフィルタバンクとニューラルネットワークを用いた眼底画像からの血管抽出”, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.114, No.482, pp.137-141 (2015).
- [3] 藤田 広志, 石田 隆行, 桂川 茂彦, 原 武史, 目加田 慶人, 加藤 亜紀子, 羽石 秀昭, “実践 医用画像解析ハンドブック”, オーム社, 東京 (2012).
- [4] Q. Li, S. Sone, K. Doi, “Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two- and three-dimensional CT scans”, Medical Physics, Vol.30, No.8, pp.2040-2051 (2003).
- [5] <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>
- [6] J. Staal, M.D. Abramoff, M. Niemeijer, M.A. Viergever, B. van Ginneken, “Ridge-Based Vessel Segmentation in Color Images of the Retina”, IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol.23, No.4, pp.501-509 (2004).
- [7] S. Yousefi, T. Liu, R.K. Wang, “Segmentation and quantification of blood vessels for OCT-based micro-angiograms using hybrid shape/intensity compounding”, Microvascular Research, Vol.97, pp.37-46 (2015).
- [8] L. Breiman, “Random Forests”, Machine Learning, Vol.45, No.1, pp.5-32 (2001).
- [9] Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, “Deep learning”, Nature, Vol.521, pp.436-444 (2015).

表1: 従来手法との比較

手法	Sensitivity	Specificity	Accuracy (SD)
2nd human observer	0.7760	0.9725	0.9473 (0.0048)
Staal et al.[5][6]	NA	NA	0.9442 (0.0065)
Yousefi et al.[7]	0.77	0.95	0.93 (NA)
従来手法 (ニューラルネットワーク) [2]	0.7761	0.9498	0.9274 (0.0051)
提案手法	0.7849	0.9484	0.9274 (0.0132)