

## 眼底画像における領域分割法を用いた血管領域の 2 値化 Binarization with the area division method in the blood vessel area on fundus images

○大槻純平\*, 齊藤玄敏\*\*

○Jumpei Otsuki\*, Hiroyuki Saito\*\*

弘前大学\*

\*Hirosaki University

キーワード : 眼底画像(fundus image), 2 値化(binarization), 領域分割法( area division method), 2 次元ガボールフィルタ(2D-gabor filter), 血管抽出(extraction of blood vessel)

連絡先 : 〒036-8561 青森県弘前市文京町 3 弘前大学大学院 理工学研究科  
齊藤玄敏, Email : saito@hirosaki-u.ac.jp

### 1. はじめに

近年高齢化による医療費の増加が問題視されている。人間ドックの受診者においても高齢化が進み<sup>1)</sup>, 予防医療の必要性が年々高まっている。人間ドックは予防医療で第 2 次予防に分類され, 疾病の早期発見が目的である。その検査項目には受診者の体内を撮影した画像を医師が読影するものが含まれている。このように医師の視覚的な判断に頼る手法は, 集団検診などで画像の読影が大量に発生した場合, 医師への負担が増大し, 見落としや思い違いが発生することがある。

この問題を解決する手段の一つにコンピュータによる画像解析支援診断システム(Computer-Aided-Diagnosis)が期待されている。コンピュ

ータ支援診断システムはコンピュータによる解析結果を診断の補助として医師に提示する。コンピュータが全てを担当する自動診断とは異なり, あくまで診断の高速化, 誤診の防止を目的としている。この手段が適用出来る検査の中に眼底検査が挙げられる。

眼底検査では眼底カメラで瞳孔の奥に存在する網膜の表面を撮影する。網膜には視神経乳頭, 黄斑部, 主幹動静脈などの特徴部位が存在し, 眼底の血管は外部から直接観察する事の出来る唯一の部位である。撮影された眼底画像により緑内障等の眼の疾病のみならず, 動脈硬化や高血圧, 糖尿病による網膜症といった様々な病気の予見が可能である。

本研究では血管解析において重要な血管領域の2値化処理についての検討を行った。2値化は後述する眼底画像の血管強調画像に対して行われ、血管径の計測、交叉部の解析、血管追跡などに繋がる重要な処理の一つである。2値化には画像全体に対して一定のしきい値で処理を行う固定しきい値法が使われる事例が多いが、血管領域の平均輝度値は血管の位置や撮影環境によって値が大きく変化し、コントラストが低い血管の先端付近では上手く処理が行われない事がある。そこで、今回は可変しきい値法である領域分割法を用いて画像を高コントラスト領域と低コントラスト領域の2つに分類し、それぞれの領域で2値化を行う事で2値化処理性能の向上を目指す。

## 2. 眼底画像

本実験で使用した眼底画像の一例を Fig. 1 に示す。画像は DRIVE DATABASE<sup>2)</sup> に公開されているものを使用する。DRIVE では横 565×縦 584 のカラー眼底画像が 40 枚用意されている。それぞれの画像には眼底領域のみを抽出するためのマスク画像(Fig.2)と2名の医師によって作成された、血管領域の2値化正解画像(Fig.3)が付属している。分解能は約20 $\mu\text{m}/\text{pixel}$ であり、JPEG形式で圧縮された後 TIFF形式で保存されている。

## 3. 本研究の流れ

本研究における血管抽出の流れを示し、その後、主要な処理の説明をする。まず始めに前処理として眼底画像から血管強調画像を作成する。血管強調画像とは線検出フィルタやエッジ検出フィルタ等を用いて血管領域での画素値が高くなるように処理した画像である。本研究では2次元ガボールフィルタを使用する。また、眼底画像は緑成分で一番血管のコントラストが高いため(Fig.4)、緑成



Fig.1 a fundus image (DRIVE)

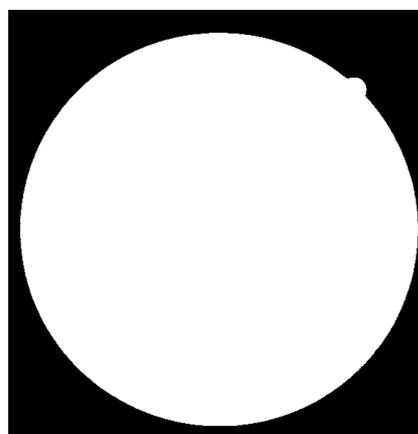


Fig.2 a mask image

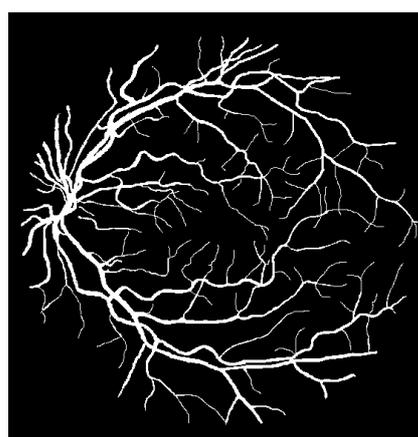


Fig.3 a sample image of blood vessel area created by viewing

分のグレースケール画像の輝度値を反転させたものを用いる。

次に、作成した血管強調画像を入力として領域分割法を用いた2値化処理を行う。本研究では画像を分割し、それぞれの領域でのしきい値を判別分析法で求め2値化を行う。

最後に、2値化処理後は固定しきい値と比較し、本研究の手法を評価する。評価には10枚の画像と対応する正解画像を使用し、画素値が一致した割合(正解率)を評価値とする。なお、固定しきい値での手法も同様に判別分析法によりしきい値を決定し2値化を行う。

### 3.1 2次元ガボールフィルタ

2次元ガボールフィルタは余弦関数とガウス関数の積であり、式(1)で表される<sup>3)</sup>。

$$g(x, y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \phi\right) \quad (1)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (2)$$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \quad (3)$$

ここに、 $\lambda$ は波長、 $\phi$ は位相、 $\theta$ はフィルタの方向、 $\sigma$ はガウス関数の標準偏差、 $\gamma$ はアスペクト比を表し、 $(x', y')$ はフィルタの中心から $(x, y)$ を $\theta^\circ$ 回転した座標である。また、 $\sigma$ と $\lambda$ の関係について、帯域幅を $b$ とすると式(4)が成り立つ。

$$\sigma = \frac{1}{\pi} \sqrt{\frac{\ln 2}{2} \cdot \frac{2^b + 1}{2^b - 1}} \cdot \lambda \quad (4)$$

Fig.5 に $\theta = 45^\circ$ の時のフィルタのカーネルを示す。本研究では $b = 1.5, \lambda = 10, \phi = 0, \gamma = 0.8, \sigma = 4$ に設定し、カーネルサイズを $(25 \times 25)$ とした(Fig.5)。方位数を24方向として12個のフィルタを作成し、それぞれで空間フィルタリング処理を行い、出力値が一番高い値を画素値とした。眼底画像に処理を行った例を Fig.6 に示す。眼底の端ではエッジ



Fig.4 the green component of the color image

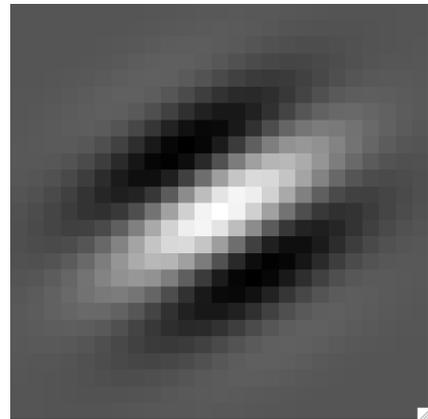


Fig.5 (25×25) 2D-Gabor filter

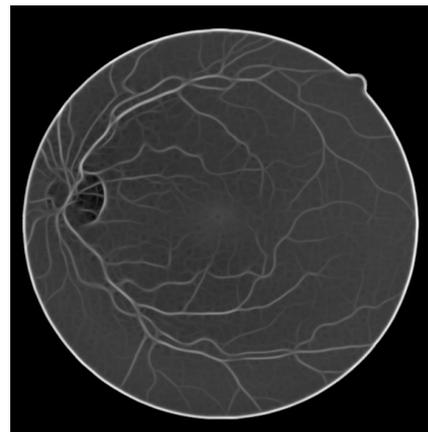


Fig.6 the result of 2D-Gabor filter

が検出されてしまったため、モルフォロジー変換の縮小処理を行い、対象領域を除去した。

### 3.2 判別分析法

固定しきい値法と領域分割法の両方法で、各領域のしきい値決定には判別分析法<sup>4)</sup>を用いる。この手法は画像のヒストグラムをクラス1とクラス2の2つに分け、それぞれの分散と平均からクラスの分離度を求め、その値が最大となるしきい値を求める。両方のクラスの画素数、平均、分散をそれぞれ、 $\omega_1, \omega_2, m_1, m_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$  とすると、分離度 SM は式(5)で表せる。

$$SM = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2} \quad (5)$$

$$\sigma_B^2 = \frac{\omega_1 \omega_2 (m_1 - m_2)^2}{\omega_1 + \omega_2} \quad (6)$$

$$\sigma_W^2 = \frac{\omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2}{\omega_1 + \omega_2} \quad (7)$$

ここに、 $\sigma_B^2$ はクラス間分散で、各クラスの平均の分散を表し、 $\sigma_W^2$ はクラス内分散で、各クラスの分散の平均を表す。

### 3.3 領域分割法

本研究で使用した領域分割法を説明する。領域は $3 \times 3$ の正方形に分割した。これ以上に細かい分割も検討したが、分割数が多すぎると領域によっ

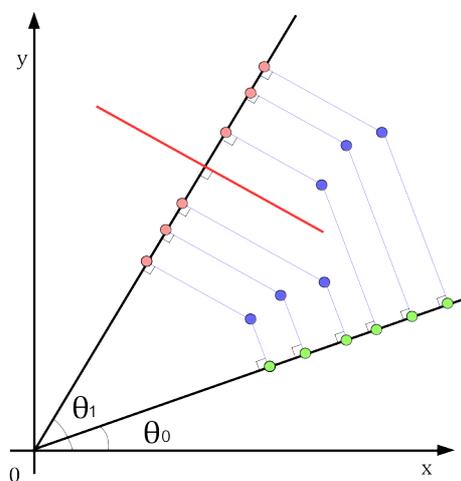


Fig.7 Fisher's linear discriminant

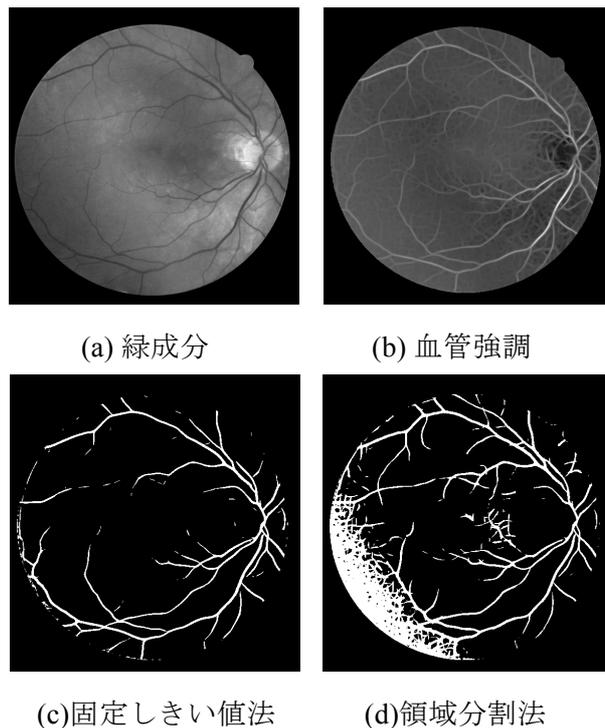


Fig.8 the result of No.7

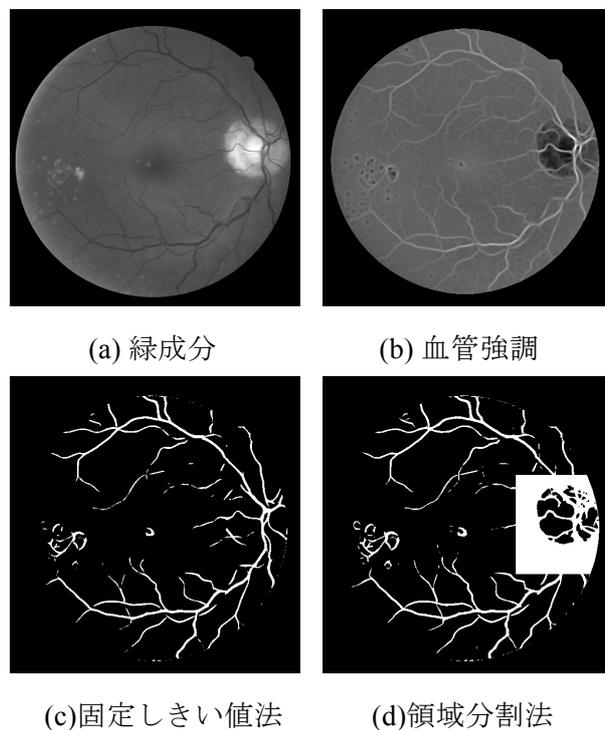


Fig.9 the result of No.8

ては血管をほとんど含まない領域が生まれ、2値化処理が上手く行かない場合があった。この理由

Table.1 the result of binarization

画像 No.	固定しきい値法	領域分割法	差	正解画素数の変化	各領域のクラス
1	0.932706	0.928841	-0.003865	-818	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
2	0.929506	0.931568	0.002062	+438	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
3	0.912051	0.891655	-0.020396	-4344	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
4	0.910449	0.917968	0.007519	+1615	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
5	0.921206	0.922746	0.00154	+331	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
6	0.924606	0.894999	-0.029607	-6357	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
7	0.923187	0.847012	-0.076175	-16379	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 2 \end{Bmatrix}$
8	0.924549	0.857087	-0.067462	-14337	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
9	0.929216	0.930305	0.001089	+895	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$
10	0.929853	0.927625	-0.002228	-478	$\begin{Bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{Bmatrix}$

からこの分割数に決定した。次に各領域の平均と分散を算出した。これらの値を2次元データとしてフィッシャーの線形判別を行い、領域を2つのクラスに分類した。フィッシャーの線形判別は直線にデータを投影し、そのデータの分離度が最大となるような投影直線を見つける手法である (Fig.7)。本研究では原点を通る直線を5°ずつ回転させ投影を行った。投影後のデータはユークリッド距離を計算し、判別分析法と同様にクラス間分散と各クラス内分散の比を分離度として算出する。その後、分かれたクラスごとに2値化を行った。

#### 4. 結果

2値化処理の結果を Table.1 に示す。差は領域分割法の評価値から固定しきい値法の評価値を引いたものであり、青は正の値を、赤は負の値を示す。各領域のクラスは線形判別で求めた、3×3の領域の各クラス番号を表し、クラス1が低コントラスト領域を、クラス2が高コントラスト領域を表す。

いくつかの画像では評価値の微増が見られた。しかし、評価値が減少した6枚の画像の内、4枚の画像ではその下がり幅がかなり大きくなってし

まった。Fig.8 に No.7 を，Fig.9 に No.8 を示す。No.7 では画像の左下と中央で誤抽出が発生した。また，クラス分類は中央右の視神経乳頭領域とその下がクラス 2，それ以外は全てクラス 1 となった。考えられる原因として，コントラストが高い視神経乳頭周りの領域と別に 2 値化が行われたが，しきい値設定が上手く行かなかった事が挙げられる。No.8 では血管強調の際に視神経乳頭領域の出力がかなり低くなり，他の領域と大きく差ができてしまったために誤抽出が起きた。

これらの誤抽出を改善するには，第一に前処理として視神経乳頭の除去が必要である。線形判別ではほとんどの画像で視神経乳頭とそれ以外に分類された。視神経乳頭は他の部位より出力値がかなり低いため，他の領域同士の差異が無視されてしまったためである。また，視神経乳頭自体も血管強調の際にエッジが検出されノイズとなりやすく，どちらの手法でも除去処理は重要だと言える。第二に分割方法の再検討が必要である。本研究では単純に3×3の正方形に分割した。眼底は画像によって視神経乳頭や血管の位置にかなりの差があるため，濃度分布などの画像情報を元に分割領域を決定する手法が求められる。

## 5. 終わりに

本研究では可変しきい値法である領域分割法を用いて眼底画像の 2 値化及びその評価を行った。いくつかの画像では 2 値化性能はわずかに向上したが，画像によっては一部の領域での 2 値化が上手く行かず逆に結果が悪くなる問題が発生した。

今後の課題として，まずは視神経乳頭の除去や分割方法の再検討などといった手法の改善を行う。また，出力された 2 値化結果を元に新たな 2 値化処理を行うなど，領域分割法以外の可変しきい値

法の検討も目標とする。

## 参考文献

- 1) 公益社団法人 日本人間ドック学会：2014 年「人間ドックの現況」
- 2) Image Sciences Institute : Digital Images for Vessel Extraction (<http://www.isi.uu.nl/Portal/>)
- 3) Faraz Oloumi, Ashis K. Dhara, Rangaraj M.Rangayyan, Sudipta Mukhopadhyay : ‘Detection Article’, Computer Science Journal of Moldova, vol.22, no.2(65),2014
- 4) 田中成彦，北澤豪人，藤原孝幸，舟橋琢磨，興水大和，‘濃度共起ヒストグラムを用いた大津の判別分析法’，「画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2011)」 2011 年 7 月