

眼底画像における主幹動静脈の検出

立木 宏和[†]

[†] 滋賀県立大学大学院工学研究科電子システム工学専攻博士前期課程

1. 序論

日本の国民病ともいわれる生活習慣病の代表例として高血圧症が挙げられる。2008 年には高血圧症の患者数が約 5490 万人ともいわれており、近年増加傾向にある[1]。高血圧症の眼病変として代表的なものに高血圧性網膜症が挙げられる。これは多くの場合に自覚症状を伴わずに進行し、視力障害が起きるとその回復が困難となる。また、高血圧性網膜症が進行している場合、眼底以外の血管にも同様に高血圧の影響が現れている可能性が高いと考えられる。したがって、眼底検査により高血圧性網膜症を早期に発見することが重要となっている。

医師は、高血圧性網膜症を高血圧性眼底変化と動脈硬化性眼底変化に大別して、その各々を 4 段階に程度分けした Scheie 分類[2]という判別指標に従い、診断をしている。Scheie 分類では 4 本の主幹動静脈に注目し、血管の狭窄、血管走行変化の有無、並走する動脈と静脈の口径の比率、血柱反射の幅や色調の変化、血管の走行変化の度合い、随伴動静脈比 (Artery/Vein ratio: A/V 比)、出血状態、交叉状態などが所見とされている。特に、高血圧性変化の程度分類では細動脈狭窄が重要な所見とされている。細動脈狭窄は図 1 のように動脈の口径のみが狭くなる現象であり、主幹動静脈の A/V 比を用いて診断される。しかしながら、医師は経験に基づいて目視でこれらの診断を行うことから、医師間での判定に相違が生じる、もしくは同一医師の判定であっても診断する度に結果が異なる可能性がある。また、近年では人間ドックや集団検診などの受診者数及び受診頻度は増加傾向にあり[1]、眼底画像を用いた眼底検査は必須検査となっている。これに伴い、医師が観察する画像の枚数は年々増加し、負担が大きくなることが予想される。これらの対策の一つとして、コンピュータを用いて画像解析を行い、その結果を医師に掲示することによって診断を支援するコン

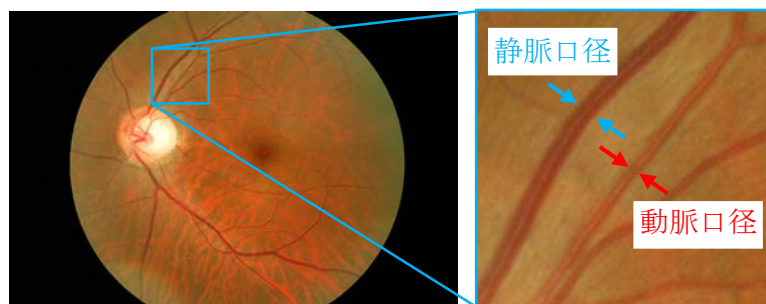


図 1 細動脈狭窄の一例(A/V 比=0.44).

コンピュータ支援診断 (CAD: Computer-aided Diagnosis) システムの開発が考えられる。

以上のことから、我々は A/V 比を自動検出するアルゴリズムを開発してきた[3]。しかしながら、主幹動静脈の検出処理に改善の余地が残されていた。そこで、本研究では主幹動静脈の A/V 比を自動検出するアルゴリズムの開発を最終的な目的として、医師が診断の際に着目する範囲(診断範囲)[4]において主幹動静脈を検出するためのアルゴリズムを検討した。

2. 提案手法

本手法では診断範囲における主幹動静脈を検出する。ここで、主幹動静脈とは図2に示すように視神経乳頭部から伸びており、口径が広く、並走している動静脈を指す。また、診断範囲は図2に示すように視神経乳頭の重心を中心として、 $3/2$ 乳頭半径を半径とする円と $6/2$ 乳頭半径を半径とする円で囲まれた領域である。

図3に提案手法のアルゴリズムの流れを示す。提案手法では、図4に示すような眼底画像における赤色成分の濃淡画像(R成分画像)と緑色成分の濃淡画像(G成分画像)を用いる。R成分画像は動脈のコントラストが低く、静脈のコントラストが高い、G成分は動脈のコント

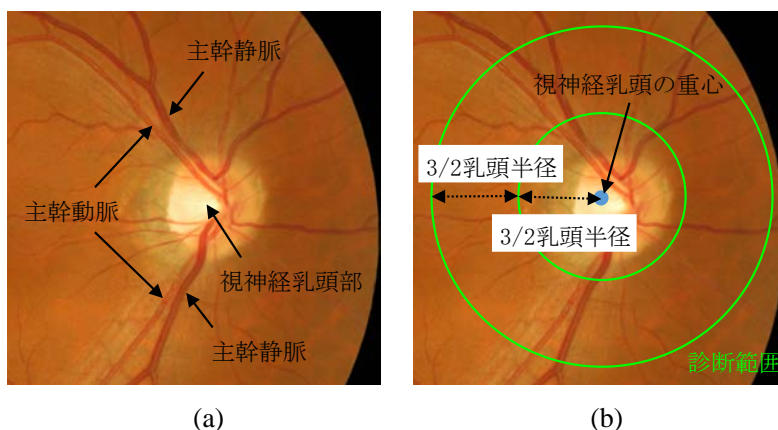


図2 (a) 主幹動静脈および(b) 診断範囲。

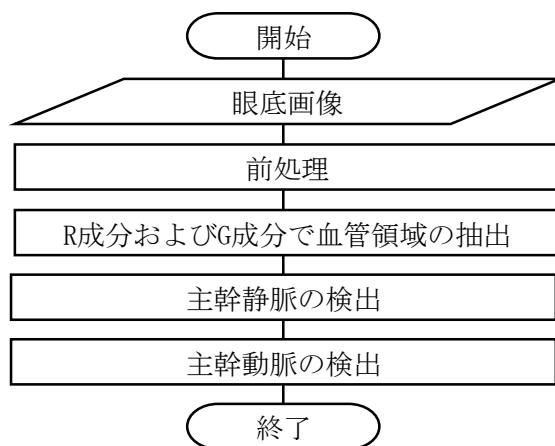


図3 主幹動静脈検出処理の流れ。

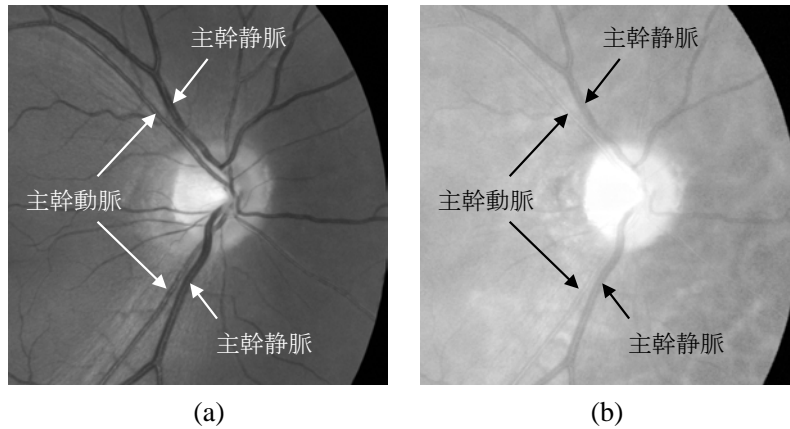


図 4 眼底画像における各成分の濃淡画像. (a) G 成分. (b) R 成分.

ラストが高く、静脈のコントラストが高い傾向があることを予備実験により確認している。したがって、R成分を用いて主幹静脈を検出し、その情報を利用して主幹動脈を検出した。以下に処理の詳細を述べる。

A. 前処理および血管領域の抽出

血管領域の抽出には、岩瀬らが開発した Black top hat 変換と 2 重リングフィルタを組み合わせた手法[5]を用いた。Black top hat 変換および 2 重リングフィルタはともに、濃淡画像を入力とし、ガンマ補正やコントラストの正規化といった前処理をした後、局所領域のコントラストを強調することにより血管領域を強調する手法である。これらの手法で作成したそれぞれの強調画像を足し合わせ、その画像を 2 値化し、面積判定により微小なノイズを除去した画像を出力としている。この手法を R 成分画像および G 成分画像に適用し、それぞれ血管抽出画像を作成した(抽出画像-R および抽出画像-G)。

B. 主幹静脈の検出

主幹静脈の検出処理では主に抽出画像-R を用いる。まず、診断範囲外に存在する領域を除外した。次に、R 成分画像には G 成分画像には見られない特有の色むらがあるため、抽出画像-R にはこれに起因するノイズが発生する。そこで、抽出画像-G における非血管領域を抽出画像-R においても非血管領域とする。また、主幹動静脈は視神経乳頭から上下方向に伸びていることから、これらが存在する位置および、その走行方向を推測できる。そこで、視神経乳頭の重心から水平方向右側を 0° として -180° から -150° 、 -30° から 30° 、 150° から 180° の範囲に存在する領域を除去した。また、各領域を分岐および交叉で分割し、走行方向が視神経乳頭より上側の領域に関しては 80° から 150° 、視神経乳頭より下側の領域に関しては -80° から -150° となっているもの以外を除去した。ここで、分岐および交叉は各領域を細線化し、その細線と領域の輪郭間の距離に基づいて検出した。また、各領域の走行方向は、各領域を細線化し、その 2 つの端点から計算した。次に、R 成分画像には一部の動脈が写る可能性があるため、村松らが作成した線形判別関数[3]を利用して、動脈を検出して除外し

た. この段階で残っている領域を静脈領域と定義し, この中から主幹静脈を選択した. まず, 各領域の口径を計測した. 次に, 並走関係にある領域同士の口径を比較していき, 口径が大きい領域を選択した. このようにして選ばれた 1 つの領域は枝分かれている可能性がある. そこで, この領域を分岐部で分割し, 上述の口径比較を再度行い, 選択された領域を主幹静脈とした. ここで, 並走関係とは片方の静脈領域における重心を通り視神経乳頭の重心を中心とする円上に, もう片方の静脈領域の一部が存在している状態を指す.

C. 主幹動脈の選択

主幹動脈の検出処理では主に抽出画像-G を用いる. まず, 主幹静脈の検出時と同様に, 診断範囲外の領域の除去, 各領域の位置および走行方向に基づく除去および交叉部の除去を行った. さらに, 上述した静脈領域を除去した. 次に, 残った領域から主幹動脈を選択する. このとき, 残っている領域には比較的大きなノイズが含まれている場合がある. すなわち, 口径の比較では主幹動脈ではない領域を誤選択する可能性がある. そこで, 主幹動脈が有すると推測できる 3 つの特徴量の差を説明変数として **Decision Tree** モデルを作成し, 主幹動脈とそれ以外の領域に分類した. 3 つの特徴量は領域の幅 W , 領域の面積 A , 視神経乳頭と主幹静脈の角度 θ である. 領域の幅 W の計算には中川らの方法[6]を用いた. まず, 図 5 のように細線の画素において, 放射状に領域の輪郭までの線分を作成する. 次に, それらの中で最も短い線分の長さを計算する. これを各細線画素で行い, その平均を領域の幅 W とした. この特徴量により, 主幹動脈は他の動脈より口径が広いためである. 領域の面積 A を用いた理由は, 主幹動脈は色むらに起因するノイズより大きい傾向が観察できたためである. 最後に, 視神経乳頭と主幹静脈との角度 θ は図 6 のように, 上述した主幹静脈と注目領域の重心と, 視神経乳頭の重心を結ぶ直線がなす角度とした. この特徴量により, 主幹静脈

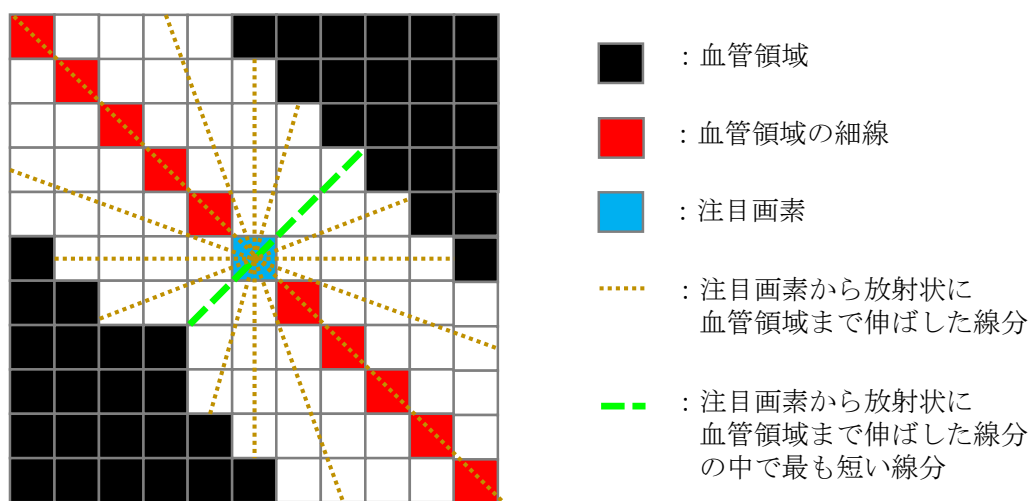


図 5 血管領域の幅の計測方法.

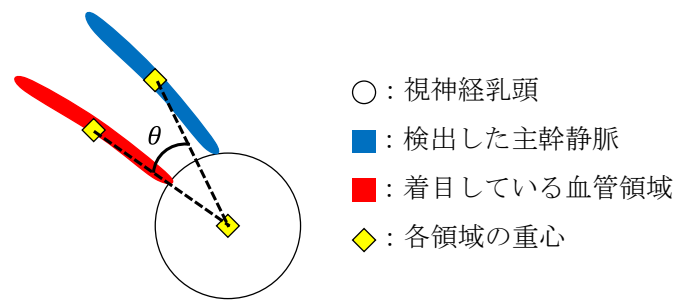


図 6 血管領域の幅の計測方法.

が主幹動脈と他の領域と比較して、近い位置で並走していることから、領域の幅 W および領域の面積 A で分類できないノイズとの分類ができると推測できる。最後に、Decision Tree モデルを利用して選ばれた 1 つの領域を分岐部で分割し、主幹静脈の検出時と同様に枝分かれ先の領域から最も太い領域を選択し、これを主幹動脈とした。

3. 実験結果および考察

本研究では、上述の処理を Microsoft Corporation の Visual Studio 2010 を用いて C 言語で実装した。また、Decision Tree のモデルの作成には NTT データ数理システム株式会社の Visual Mining Studio 8.1 を用いた。実験では、眼底画像 22 枚を使用した。眼底画像の画像サイズは 3008×2000 [pixel]、画像形式は 24bit カラーの Bitmap 形式である。実験時には、画像群を 11 枚ずつの 2 ブロックに分割し、一方のブロックで計算された特徴量から Decision Tree モデルを構築し、そのモデルを用いてもう一方のブロックをテストした。評価は、検出された主幹動脈・主幹静脈の領域から検出成功と失敗を分類することで行った。検出失敗は図 7 の下側のように、検出した領域が診断範囲の 2 分の 1 以下、あるいは誤った領域を検出した場合とする。

本研究では、主幹動脈の検出において、主幹動脈とそれ以外の領域を分類するために、有効な手法を Visual Mining Studio 8.1 を用いて交叉検定を行うことにより検討した。交叉検定の結果を表 1 に示す。ここで、各手法におけるパラメータは良好な結果が得られる値に設定した。この結果より、Decision Tree, Random Forest, Neural Network および Support Vector Machine では 98% 以上の並走する血管領域対を主幹動脈とそれ以外の領域に正しく分類できることがわかる。ここで、Visual Mining Studio 8.1 では Decision Tree モデルを C++ のソースコードとして出力することができ、本研究で作成しているソフトウェアへの実装が容易であった。また、実装後の計算時間は Decision Tree が最も速いと推測できる。したがって、本研究では Decision Tree を使用した。

主幹動脈の検出結果を表 2 に示す。主幹動脈および主幹静脈の検出率は従来手法と比較して向上していることがわかる。従来手法では、主幹動脈と主幹静脈が近傍に存在する場合に、血管領域の抽出の段階で 1 本の太い血管であると認識され、これらを分類することが不可能であった。これに対し、提案手法では R 成分画像を用いて主幹静脈を検出した後に

表 1 Visual Mining Studio 8.1 による交叉検定の結果.

分類手法	True 判定数	False 判定数
Decision Tree	1435	19
Random Forest	1435	19
Neural Network	1436	18
Support Vector Machine	1436	18
Radial Basis Function Network	1410	44

表 2 主幹動静脈の検出結果.

主幹動静脈の検出手法	主幹動脈の検出率	主幹静脈の検出率
提案手法	77%	100%
従来手法[3]	75%	93%

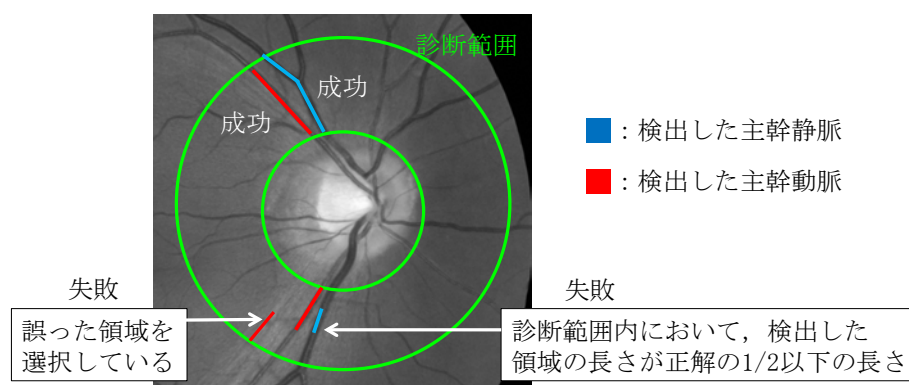


図 7 検出失敗判定の判定基準.

主幹動脈を検出することで、このような場合においても分類が可能となり、検出率が向上した。主幹静脈に関して、R 成分画像を用いることにより、静脈領域から主幹静脈を選択する段階でほとんどのノイズと動脈を除去できていたことから、検出率が向上したと考えられる。

主幹動静脈の検出に失敗した原因として、眼底画像における血管のコントラストに個人差があることが挙げられる。図 8(a)の上側の主幹動脈のようにコントラストが低い場合、今回用いた血管領域の抽出法では図 8(b)のように抽出不足となる。この対策として、コントラストだけでなく周辺の画素値や血管の走行方向から、血管領域を予測するような手法の開発が必要である。また、上述のように血管領域の抽出が不足している場合や、他の血管領域との交叉によって血管領域が途切れている場合には検出が不可能となるケースもあった。このようなケースに関して、目視では主幹動脈であると認識できるため、その特徴を定量的な特徴量として実現できれば、検出精度の向上が期待できる。

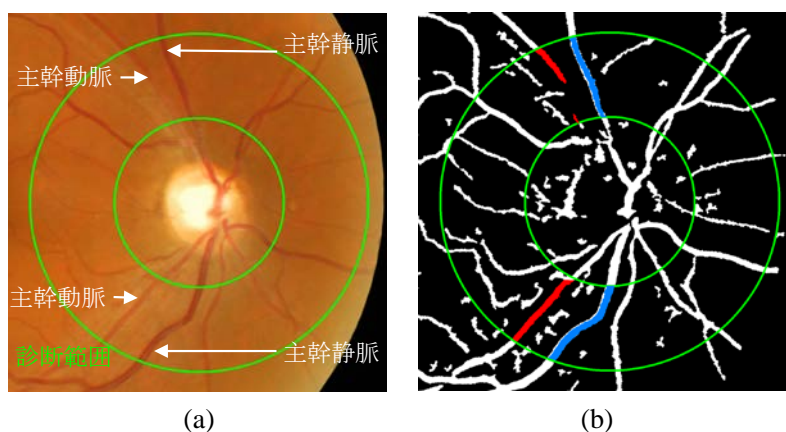


図8 血管領域の抽出時に抽出不足となり，主幹動脈の検出が失敗する例. (a) 原画像.
(b) 白：G成分画像より抽出された血管領域，赤：検出した主幹動脈，青：検出した主幹静脈.

4. 結論

本研究では，主幹動静脈の検出法として，主幹静脈を検出した後，主幹動脈を検出する手法を開発した．提案手法では，従来手法より高い検出率を得られた．しかしながら，主幹動脈を検出できない例は少なくない．そのため，今後さらなる改善の必要がある．

謝辞

本研究を進めるにあたり，丁寧かつ熱心なご指導を賜りました畑中裕司准教授に感謝いたします．また，著者の所属研究室の諸氏に感謝申し上げます．

参考文献

- [1] 厚生労働省，“平成18年 国民健康・栄養調査結果の概要について”，<http://www.mhlw.go.jp/houdou/2008/04/h0430-2.html>, [accessed October 28, 2015].
- [2] 田野保雄，“眼底所見の捉え方と描き方”，金原出版株式会社, pp. 182-187, 東京都, 2005.
- [3] 村松千左子, 水上篤貴, 畑中裕司，“血管モデルのテンプレートマッチングによる眼底画像上の主幹動静脈認識精度の改善”，医用画像情報学会誌, Vol. 30, No. 3, pp. 63-69, 2013.
- [4] 大阪府立健康科学センター，“手に取るようにわかる健診のための眼底検査”，株式会社ベクトル・コア, pp. 70-71, 東京都, 2010.
- [5] 岩瀬達彦, 村松千左子, 畑中裕司, 周 向栄, 原 武史, 藤田広志，“眼底画像における細動脈狭窄評価のための主幹動静脈の自動検出および分類法”，電子情報通信学会技術報告, Vol. 109, No. 407, pp. 189-193, 2010.
- [6] 中川俊明, 林 佳典, 畑中裕司，“1枚の2次元眼底画像を用いた3次元眼底画像の構築”，医用画像情報学会雑誌, Vol.23, No.2, pp. 85-90, 2006.