

## 眼底画像における主幹動静脈の独立抽出法

畑中 裕司<sup>†</sup>, 立木 宏和<sup>††</sup>, 奥村 進<sup>†††</sup>, 小郷原 一智<sup>†</sup>, 村松 千左子<sup>††††</sup>, 藤田 広志<sup>††††</sup>

<sup>†</sup>滋賀県立大学工学部電子システム工学科 〒522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500

<sup>††</sup>滋賀県立大学大学院工学研究科電子システム工学専攻 〒522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500

<sup>†††</sup>滋賀県立大学工学部機械システム工学科 〒522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500

<sup>††††</sup>岐阜大学大学院医学系研究科知能イメージ情報分野 〒501-1194 岐阜市柳戸 1-1

(2017年3月17日受付, 2017年6月29日最終受付)

### Automated independent extraction of major arteries and veins on retinal images

Yuji Hatanaka<sup>†</sup>, Hirokazu Tachiki<sup>††</sup>, Susumu Okumura<sup>†††</sup>,  
Kazunori Ogohara<sup>†</sup>, Chisako Muramatsu<sup>††††</sup>, Hiroshi Fujita<sup>††††</sup>

<sup>†</sup>Department of Electronic Systems Engineering, School of Engineering, the University of Shiga Prefecture  
2500 Hassaka-cho, Hikone-city, Shiga 522-8533

<sup>††</sup>Division of Electronic Systems Engineering, Graduate School of Engineering, the University of Shiga Prefecture  
2500 Hassaka-cho, Hikone-city, Shiga 522-8533

<sup>†††</sup>Department of Mechanical Systems Engineering, School of Engineering, the University of Shiga Prefecture  
2500 Hassaka-cho, Hikone-city, Shiga 522-8533

<sup>††††</sup>Department of Intelligent Image Information, Graduate School of Medicine, Gifu University  
1-1 Yanagido, Gifu-city 501-1194

(Received on March 17, 2017. In final form on June 29, 2017)

**Abstract:** Arteriolar-to-venular diameter ratio (AVR) is measured for decision of retinal arteriolar narrowing, which is one of the findings for hypertensive retinopathy. We have been developing an automated method for measuring AVR to help diagnosis of ophthalmologists. For measuring AVR, arteries and veins must be segmented with high accuracy. Previous methods first extracted blood vessels and then classified arteries and veins by using linear discriminant analysis (LDA) of pixel-based-features. However, previous methods could not segment in cases with close contact between the artery and a vein. Therefore, this paper describes a novel method based on independent extraction of major arteries and veins. Veins were first extracted in the red channel of color retinal image. By removing the veins from the blood vessels extracted in the green channel of color retinal image, the arteries were obtained. Major veins were decided by using LDA proposed in the previous method. Major arteries were decided by using decision tree with three features. The method was applied to 22 retinal images including cases with arteriolar narrowing. As a result, 98% of major veins and 77% of major arteries were correctly identified. The proposed method may be useful in automated measurement of AVR.

**Keywords:** arteriolar-to-venular ratio, arteriolar narrowing, vessel classification, vessel extraction, hypertensive retinopathy

### 1. はじめに

眼底は非侵襲で血管の状態を直接的に観察できる人体で唯一の部位である。したがって、本邦の殆どの人間ドックにおいて眼底検査は必須検査となっている。また、特定健診でも眼底検査が選択検査であり、本邦では多くの眼底検査が実施されている。ここで、眼底検査の判定には Keith-Wagener 分類や Scheie 分類が用いられ、Wong らは Keith-Wagener 分類による眼底所見と循環器疾患の発症の危険度を対応させた分類法を提案している[1]。以上のことから、網膜血管（以下、血管）の状態を観察することは重要であるといえる。

Keith-Wagener 分類を用いると高血圧性網膜症を判定でき、その代表的な眼底所見が網膜動脈狭窄である。この所見は網膜動脈（以下、動脈）と網膜静脈（以下、静脈）の口径比（AV 比）を指標として判定されるが、医師は通常、目視で AV 比を判断している。このため、医師間による判断のばらつきを抑え、経過観察を容易にするために計算機による定量的な解析が有用である[2]。欧米では、Knudtson

らにより提唱された主要動静脈 6 本ずつの平均口径比が AV 比の算出法として採用されている[3]。この方法は、視神経乳頭を中心に撮影した狭角の眼底画像から 6 本の太い血管を選び、各々の平均口径を求めるものである。しかし、検診目的では視神経乳頭と黄斑の中心が眼底画像の中心になるように撮影されており、視神経乳頭から黄斑方向に走行する血管に限定せざるを得ない。

これまでに、複数の動静脈の分類法が報告されている[4-10]。Niemeijer らは、AV 比を全自動で計測する手法を提案している[4]。その手法は、血管を画素分類法で抽出した後、血管の中心線を細線化処理で抽出し、中心線の隣接点数で血管の分岐点と交叉点を認識して、血管を枝セグメントに分割する。その後、中心線の画素値特徴と k-Nearest Neighbor (kNN) を用いて動脈と静脈に分類して、動静脈の各々の口径比を計測することによって AV 比を自動算出している。Kondermann らは、血管の中心線に直交する線分の RGB カラー画像の R (Red), G (Green), B (Blue) の 3 色のプロファイルと、関心領域 (ROI: Region of Interest) の RGB の各画素値を特徴量として、それらを主

成分分析した後に、SVM (Support Vector Machine) とニューラルネットワークでそれぞれ動静脈に分類し、組み合わせの結果を適用している[5]. Tramontanらは、血管の中心線に直交する線分のR成分のプロファイルにおいて、動脈は血柱反射によってプロファイルの中心が高い画素値になることを利用した動静脈の分類方法を提案している[6]. Zamperiniらは、血管のコントラスト、位置および色を特徴量とした線形ベイズ判別による動静脈の分類法を報告している[7]. Dashtbozorgらは、抽出した血管領域を分岐と交叉で血管枝セグメントに分割し、各セグメントの方向、2つのセグメント間の角度および血管径を特徴として動静脈を分類している[8]. われわれは、網膜血管上のROIから得られるRGBの各画素値と、ROIとその周辺画素のRGB各色のコントラストの6つの特徴量を用いた線形判別分析で動静脈に分類する手法を提案している[9, 10]. 以上のことから、動静脈の分類は、カラーの画素値を基本とした特徴量分類と、血管木構造に着目した手法に大別できる. しかし、カラー画像において、動脈と静脈の画素値が近い場合に、動静脈の分類に失敗する問題点がある. 特に、動静脈が接していると、血管抽出処理で動静脈が一体となって抽出されてしまい、後に動静脈の分類が困難となる. 筆者らは、血管の抽出の段階で動静脈を別々に抽出すれば、後に動静脈の分類処理が不要となると考えた. 本論文では、静脈を抽出した後に動脈を抽出する手法について論じ、主幹動脈の認識率の改善を行った.

## 2. 手法

### 2.1 使用画像

本研究では、眼底画像22枚を対象とし、画像の独立性を維持するために、各症例につき1画像(片眼)を用いた. 使用した画像は、画角が45度、画像サイズが3008×2000画素である. これらの画像は岐阜大学医学部附属病院で撮影され、所属組織の倫理審査委員会で画像の研究利用が承認されている. これらの画像は、視神経乳頭と黄斑中心窩をむすんだ線の中央を中心として撮影されているため、視神経乳頭の鼻側領域が殆ど写らない. そこで、眼科医が診断に適すると判断した各眼底画像の耳側の明瞭な主幹動静脈4本を選定した. また、血管抽出処理を実現するためには、その領域を示す教師データが必要になるため、医用画像処理の研究に携わる3名の学生が、手動で主幹動静脈領域を抽出し、2名以上が抽出した画素を血管領域と定義した. ここで、主幹動静脈は、AV比に用いる主要で太い血管かつ視神経乳頭から走行する上下の動静脈対のことである.

### 2.2 手法の概要

提案手法の流れをFig.1に示す. 従来手法では、カラー眼底画像のG成分画像から血管を抽出し、RGB情報を用いて静脈と動脈に分類していた[9]. 本論文で提案する手法は、R成分画像とG成分画像から静脈と動脈を別々に抽出する手法を提案する. なお、本論文ではAV比計測を想定して、従来手法と同様に大阪府立健康科学センターの判定基準[11]を参考にして、Fig.2に示す視神経乳頭の重心を中心とした3/2乳頭半径から3乳頭半径をそれぞれ半径とするリング領域に存在する主幹動静脈を抽出対象とした. さらに、AV比の計測に必要な主観動静脈が存在する領域を調べ、その領域外の血管を対象外とした. Fig.2に示す通り、視神経乳頭の重心から黄斑方向の水平線を基準としたとき (Fig.2では視神経乳頭の重心から左方向)、AV比

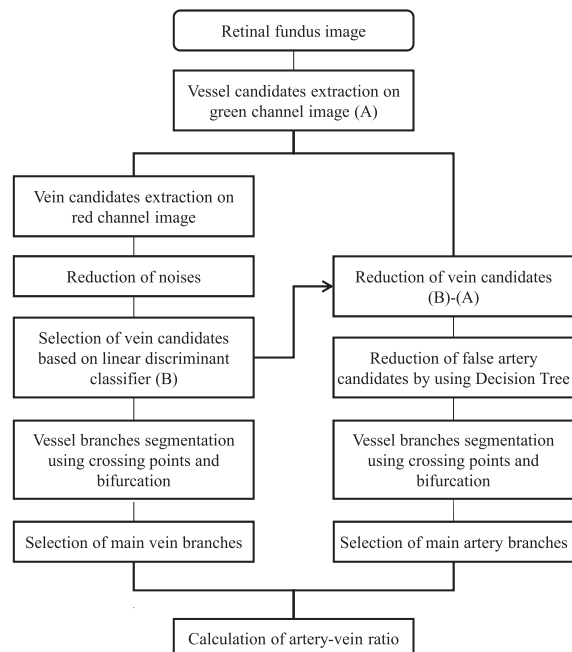


Fig.1 Flowchart of the proposed method

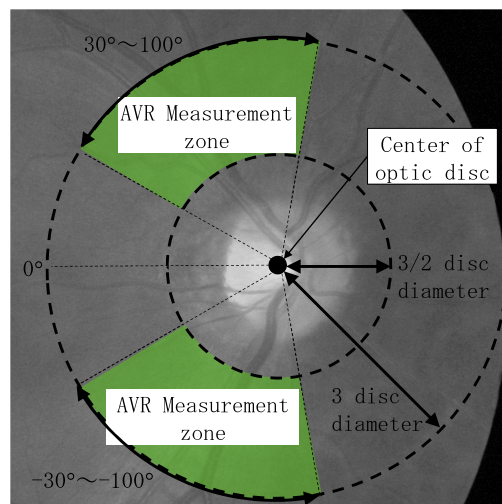


Fig.2 Determination of AVR measurement zone

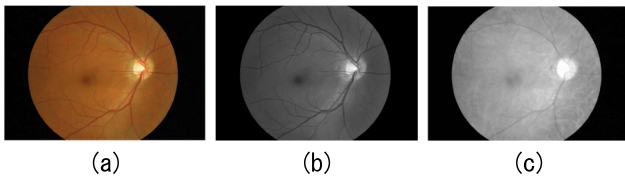
計測の対象領域を  $30^{\circ} \sim 100^{\circ}$  および  $-30^{\circ} \sim -100^{\circ}$  とした.

### 2.3 血管の抽出

最初に、従来手法[9]を用いて、Fig.3(b)に示すようなG成分画像から血管を抽出した. 本処理では、従来手法と同様に、ガンマ補正とコントラストの正規化でG成分を前処理した後に、Black top hat変換と2重リングフィルタで2種類の血管強調画像を生成した. その後、両者の出力値の和で生成した濃淡画像をPタイル法で2値化することによって血管の候補領域を抽出して、最後に面積の小さな孤立領域を除去して、血管抽出画像とした(抽出画像Gと称す). 同様に、R成分画像からも血管の候補領域を抽出する(抽出画像Rと称す). なお、G成分画像とR成分画像から血管を抽出する際、主幹動静脈が大凡抽出されるように、予備実験を通じて経験的にフィルタサイズと各閾値を設定した. また、Pタイル法の閾値は、抽出画像Gと抽出画像Rで共に0.20(20%)とした.

### 2.4 主幹静脈の認識

動脈と静脈中の赤血球には、それぞれ酸化ヘモグロビン

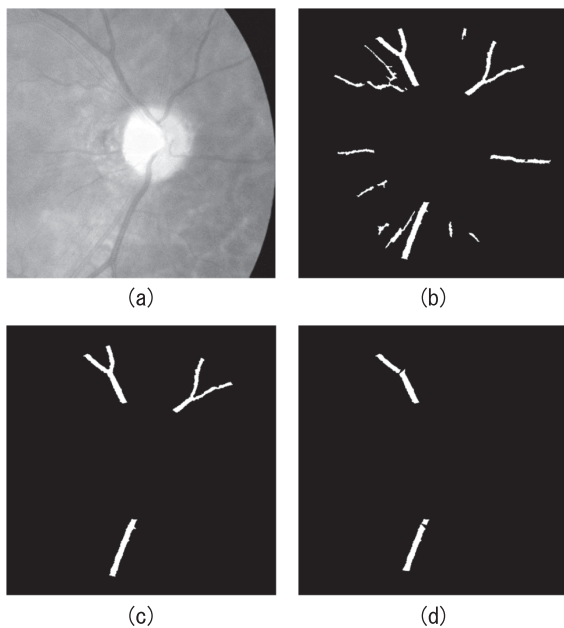


**Fig.3** Examples of (a) color retinal image, (b) green channel image, (c) red channel image

と還元ヘモグロビンが多く含まれる。酸化ヘモグロビンに比べて還元ヘモグロビンは、赤色の光（波長域 620~750 nm）を吸収する。したがって、眼底画像の R 成分画像において、静脈に比べて動脈のコントラストが低くなり、Fig.3(c) に示すように動脈が殆ど見えなくなる。その一方で、酸化ヘモグロビンと還元ヘモグロビンが共に緑色の光（波長域 500~560 nm）をよく吸収するため、動脈と静脈のコントラストが共に高くなる。以上のことを利用して、本研究では R 成分画像を利用して静脈を先に抽出した。以下に、この処理について述べる。

Fig.3(b) と (c) に示すように、R 成分画像では静脈のコントラストが G 成分画像よりも低い。したがって、Fig.4(a) に示す R 画像から血管を抽出すると、Fig.4(b) のように抽出画像 R では静脈を抽出する際にノイズも多く誤抽出してしまう。そこで、抽出画像 G で血管以外とした領域を抽出画像 R でも血管以外と判定して削除した。そして、膨張・収縮処理を適用して血柱反射に影響される血管の未抽出領域を穴埋めした。さらに、抽出画像 R に含まれる僅かな動脈領域を従来手法である線形判別式[9]を用いて削除して、Fig.4(c) に示すような静脈候補を得た。ここで、線形判別関数の要素は、RGB 各成分の画素値、RGB 各成分の局所領域におけるコントラストおよび G 成分画像に対して Black top hat 変換、2重リングフィルタによる血管領域抽出処理を行った結果の計 8 つである。

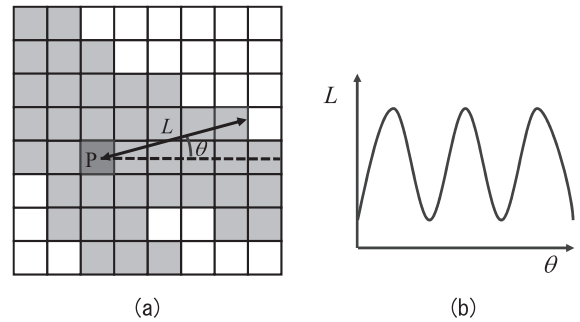
そして、分岐などによって併走関係にある静脈から、最も太い候補を主幹静脈として選択する。まず、枝セグメント毎に中川らの方法[12]で静脈径の平均を求める。そして、併走関係にある静脈候補の口径を比較して、口径が最大の



**Fig.4** Result of major veins. (a) Red channel image, (b) vein candidates extracted in (a), (c) vein candidates selected by reduction of noises and artery candidates, (d) final major veins selected.

枝セグメントを静脈候補として選択した。

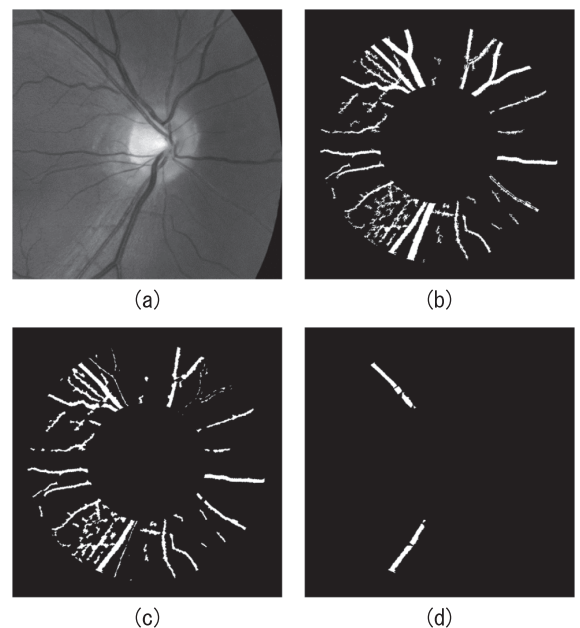
最後に、選択された静脈候補は分岐している可能性があるため、静脈候補を分岐点で分割し、上述の口径比較を再度行うことによって選択された領域を主幹静脈とした。なお、次に述べる方法で分岐点を検出した。Fig.5(a) に示すような静脈候補の細線上のある点 P から方向  $\theta$  の血管壁までの距離  $L$  を計測する。  $L$  と  $\theta$  の関係は Fig.5(b) のグラフのようになり、P が血管の分岐点であるときに極大値が 3 つになる。P が直線、交差点のときは、それぞれ極大値が 2 つ、4 つになる。以上の処理を行うことによって、Fig.4(d) のような主幹静脈を得た。



**Fig.5** Recognition of vessel crossing point and bifurcation. (a) Measurement of distance  $L$  from interest pixel P and vessel wall in direction  $\theta$ . (b) A graph purporting to show the relation between direction  $\theta$  and distance  $L$ .

## 2.5 主幹動脈の認識

主幹動脈の初期候補を得るために、Fig.6(b) に示す抽出画像 G から 2.4 の方法で得た静脈候補領域を削除し、Fig.6(c) に示すような結果を得る。つぎに、主幹動脈候補領域を 2.4 で述べた方法で分岐と交差で枝セグメントに分割する。そして、誤抽出領域を削除するが、この段階では面積の大きな誤検出領域が含まれている場合があり、血管径による候補の絞込処理を適用すると、誤った候補領域を選択してしまう可能性がある。そこで、主幹動脈を判別するための 3 つの特徴量を定義し、併走する候補間で特徴量の差を説明変数とした Decision Tree モデル[13]によって



**Fig.6** Result of major arteriess. (a) Green channel image, (b) blood vessel candidates extracted in (a), (c) reduction of vein candidates, (d) final major arteries selected.



主幹動脈を判別した。3つの特徴量は、動脈候補の口径  $W$ 、面積  $A$ 、視神経乳頭と主幹静脈との角度  $\theta_A$  である。動脈候補の口径  $W$  は、細線化された候補の各画素において、中川らの方法[12]を用いて口径を計測し、その平均とした。領域の面積  $A$  は、抽出画像  $G$  において、脈絡膜の模様(色むら)を血管として誤抽出していることに対する対策である。そのような誤検出領域よりも、主幹動脈の面積が大きい傾向にある。最後に、視神経乳頭と主幹静脈との角度  $\theta_A$  は、動脈候補、その候補に最も近い主幹静脈および視神経乳頭の各重心を直線がなす角度とした。主幹動脈は、主幹静脈の近くで併走することから、 $\theta_A$  によって  $W$  および  $A$  で判別できない誤検出領域を除外できると考えた。最後に、2.4と同様に、併走する主幹動脈候補において、最も太い領域を主幹動脈として選択した。Fig.6(d)にその結果を例示する。

### 3. 実験結果と考察

本論文では、2.1で述べた眼底画像22枚を用いて実験を行った。Fig.2に示す計測範囲には、耳側に走行する主幹動脈および主幹静脈が各2本存在するため、本論文の検出対象は各44本の主幹動脈および主幹静脈となる。

まずは、主幹動静脈の認識精度について実験し、検討した。検出された候補がFig.2に示す計測範囲の幅である2/3乳頭径の1/2未満の長さ(1/3乳頭径)である場合および誤った領域である場合に認識失敗と目視で判定した。結果として、主幹動脈の認識率が77%(34/44)、主幹静脈の認識率が98%(43/44)であった。故に、主幹動静脈の認識率は88%(77/88)である。提案手法の性能を比較するために、従来手法[10]も同様に評価したところ、主幹静脈の認識率が75%(33/44)、主幹動脈の認識率が93%(41/44)、主幹動静脈の認識率が84%(74/88)であった。したがって、提案手法による主幹動静脈の認識率は、従来手法よりも約4ポイント改善できた。なお、文献[10]中では目視評価が行われ、主幹動静脈の認識率が90.9%と報告されている。しかし、本論文では、抽出された主幹動静脈の長さを用いて客観的に評価したことにより、従来手法の認識率が文献値よりも低くなっている。筆者らは、再現性があり定量的な実験が必要であると考え、本研究では上述の評価実験を実施した。従来の目視評価は再現性に欠けており、複数の手法を客観的に評価する方法を検討していかなければならない。

従来手法では、Fig.7(a)に示すような主幹動脈と主幹静脈が接して写る場合に、血管抽出の段階で1本の太い血管として誤抽出されてしまうため、動静脈に分割できなかった。提案手法では主幹静脈と主幹動脈を別々に抽出することによって、Fig.7(b)のように両者を認識することが可能となった。さらに、主幹静脈に関して、抽出画像  $R$  と抽出画像  $G$  の組合せによって、血管抽出の段階でほとんどの誤抽出領域を除去されたことも、検出率向上の一因として考えられる。

しかし、Fig.8(a)のように脈絡膜血管が明瞭に写っている画像においては、 $R$ 成分画像でも脈絡膜血管がFig.8(b)のように明るく写る。したがって、Fig.8(c)のように脈絡膜血管の周辺の網膜が血管として誤抽出され、脈絡膜血管と重なる主幹静脈が抽出不足となる。結果として、Fig.8(d)のように抽出画像  $R$  で血管領域に多くの途切れが生じ、主幹静脈の検出が困難になる可能性がある。また、血柱反射の強い動脈は、そのコントラストが局所的に低くなるため、抽出が困難になる場合がある。村松らが

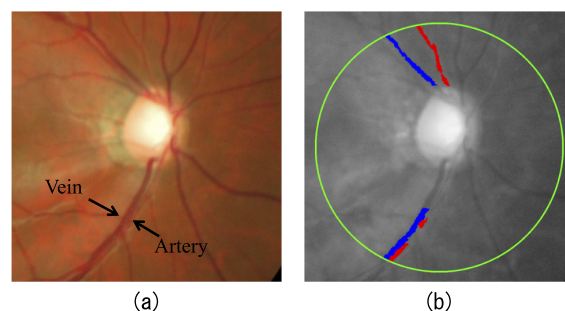


Fig.7 Result of major artery and vein selection. (a) Color retinal image. (b) Result of proposed method. Blue and red show recognized areas as vein and artery, respectively. Green circle shows border of AVR measurement zone.

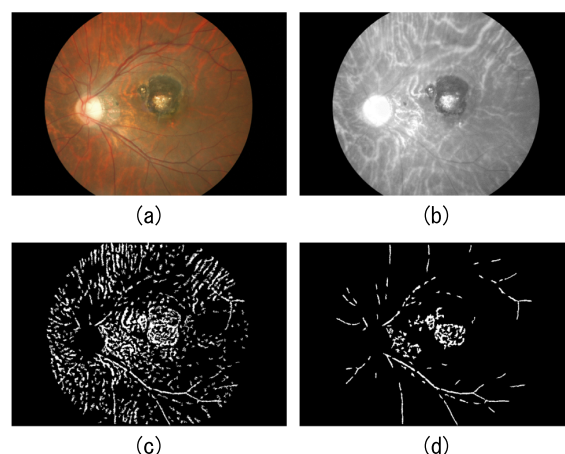


Fig.8 A case includes obvious choroid blood vessels. (a) Color retinal image. (b) Red channel image. (c) Blood vessels extraction in image (b). (d) Reduction of noises.

提案している血柱反射を考慮したテンプレートマッチングで抽出不足の血管領域を補間する処理[10]を取り入れることによって、この問題点の改善が可能であると考えられる。

つぎに、主幹動脈の判別手法について検討する。本論文ではDecision Treeモデルを用いて主幹動脈を認識している。この段階では、主幹動脈を含む候補727組と、誤検出領域を含む727組の合計1454組を2交差検定し、Decision Treeモデルを評価した。本実験で用いた主幹動脈は44本であるが、分岐と交差で主幹動脈の候補領域を枝セグメントに分割していること、主幹静脈も分岐と交差で枝セグメントに分割されていること、低コントラストの動脈の抽出処理において複数の領域に分断されていた箇所があったことより、主幹動脈の候補が727箇所となったことを補足しておく。Decision Treeによる判別の成功率は、Table 1に示すように0.99であった。さらに、Decision Treeモデルの有効性を検証するために、Random Forest [14], Neural Network, Support Vector MachineおよびRadial Basis Function Network [15]を候補として判別性能を比較した。それらの結果もTable 1に示すが、Random Forest, Neural NetworkおよびSupport Vector Machineは成功率がDecision Treeと同等であり、Radial Basis Function Networkの成功率が低くなった。この結果は、2.5で述べた特徴量が適切であり、分類器に大きく依存しないことを意味する。Decision Treeには、数個の比較判定文で構成されることによるコーディングの容易さと、構造が質素であることによる計算時間の短さが特徴としてあげられるため、提案手法にはDecision Treeを採用した。

主幹動静脈の認識精度の改善は、新たに提案した  $R$  成

**Table 1** Evaluation of classifiers based on 2-fold cross validation

Method	True	False	Success rate
Decision Tree	1435	19	0.99
Random Forest	1435	19	0.99
Neural Network	1436	18	0.99
Support Vector Machine	1436	18	0.99
Radial Basis Function Network	1410	44	0.97

分画像から静脈だけを先に抽出する処理により、動脈と静脈が接する場合にも対応できるようになったこと、主幹静脈と主幹動脈の抽出処理を分離したことによって血管の抽出段階で誤抽出を減らしたことが寄与しており、処理の有用性が示唆された。脈絡膜血管が明瞭に写ってしまう症例への対応が今後は必要である。また、本論文では上下2対の動静脈を対象にした手法について論じたが、提案手法は欧米で採用されている主要動静脈6本ずつの平均口径比に基づくAV比の算出法[3]にも適用可能であり、新たに眼底画像を入手して検証していきたい。

#### 4. 結論

本研究では、眼底画像よりAV比を自動計測するために、計測対象となる主幹動静脈の認識率の改善について検討した。本手法で提案した主幹静脈を先に抽出する処理と、Decision Treeモデルによる主幹動脈の認識処理により、主幹動静脈の認識率が77%、主幹静脈の認識率が98%の結果を得た。ただし、本手法で用いた眼底画像が22枚であることから、画像の追加による検証が必要である。本手法によってAV比の自動計測が可能となれば、眼底画像における細動脈狭窄の診断が定量的に行えるツールとなり、医師の診断に有用となることが期待される。

#### 謝辞

研究にご協力いただきました山本哲也先生、澤田明先生、青山陽先生、坂隆裕先生、および滋賀県立大学の佐茂和輝氏、田島幹也氏、外村耀平氏に感謝します。本研究は電気通信普及財団、日本学術振興会科学研究費補助金(16K01415)および文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究「多元計算解剖学(略称)」(26108005)の助成を受けたものです。

#### 参考文献

- [1] Wong TY and Mitchell P: Hypertensive Retinopathy, *New England J. Med.*, 351(22), 2310-2317, 2004.
- [2] Fujita H, Uchiyama Y, Nakagawa T, et al.: Computer-aided diagnosis: the emerging of three CAD systems induced by Japanese health care needs, *Comput. Methods Prog. Biomed.*, 92(3), 238-248, 2008.
- [3] Knudtson MD, Lee KE, Hubbard LD, et al.: Revised formulas for summarizing retinal vessel diameters, *Cur. Eye. Res.*, 27(3), 143-149, 2003.
- [4] Niemeijer M, Xu X, Dumitrescu AV, et al.: Automated measurement of the arteriolar-to-venular width ratio in digital color fundus photographs, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 30(11), 1941-1950, 2011.
- [5] Kondermann C, Kondermann D, and Michelle Yan: Blood vessel classification into arteries and veins in retinal images, *Proc. SPIE.*, 6512, 651247, 2007.
- [6] Tramontan L, Grisan E, and Ruggeri A: An improved system for the automatic estimation of the Arteriolar-to-Venular diameter Ratio (AVR) in retinal images, *Proc. 30th Annual. Internat. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Society*, 3550-3553, 2008.
- [7] Zamperini A, Giachetti A, Trucco E, et al.: Effective features for artery-vein classification in digital fundus images, *Proc. 25th IEEE Internat. Sympo. Comput. Based. Med. Sys.*, 1-6, 2012.
- [8] Dashtbozorg B, Mendonça AM, and Campilho A: An automatic graph-based approach for artery/vein classification in retinal images, *IEEE Trans. Image Processing*, 23(3), 1073-1083, 2014.
- [9] Muramatsu C, Hatanaka Y, Iwase T, et al.: Automated selection of major arteries and veins for measurement of arteriolar-to-venular diameter ratio on retinal fundus images, *Comput. Med. Imaging Graph.*, 35(6), 472-480, 2011.
- [10] 村松千左子, 水上篤貴, 畑中裕司, 他: 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, *医画情誌*, 30(3), 63-69, 2013.
- [11] 大阪府立健康科学センター編: 検診のための眼底検査, 68-73, ベクトルコア, 東京, 2007.
- [12] 中川俊明, 林佳典, 畑中裕司, 他: 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*, 23(2), 85-90, 2006.
- [13] 高木幹雄, 下田陽久監修: 新編画像解析ハンドブック, 1605-1607, 東京大学出版局, 東京, 2004.
- [14] Breiman L: Random forest, *Machine Learning*, 45(1), 5-32, 2001.
- [15] Poggio T, Girosi F: Networks for approximation and learning, *Proc. IEEE*, 78(9), 1481-1497, 1990.