2 重リングフィルタを用いた

眼底画像における糖尿病網膜症病変の自動検出

水谷 敦史[†] 村松 千左子[†] 畑中 裕司[‡] 周 向栄[†] 原 武史[†] 藤田 広志[†]

* 岐阜大学大学院医学系研究科 〒501-1194 岐阜県岐阜市柳戸1番1

‡滋賀県立大学工学部 〒522-8533 滋賀県彦根市八坂町 2500

E-mail: † {mizutani, chisa, zxr, hara, fujita}@fjt.info.gifu-u.ac.jp, ‡ hatanaka.y@usp.ac.jp

あらまし 本論文では,糖尿病網膜症の診断所見である毛細血管瘤の自動検出手法を提案する.本手法では,点 状の孤立点である毛細血管瘤の1次検出処理として2重リングフィルタを用いた.その後,23種類の特徴量を用い たルールベース法とニューラルネットワークによって誤検出を削除した.眼底画像 50枚のうち,目視できる毛細血 管瘤に対して交叉検定で実験を行ったところ,検出率が64%のとき,画像1枚あたりの誤検出は30箇所であった. キーワード 眼底画像,糖尿病網膜症,毛細血管瘤,コンピュータ支援診断

Automated method for detection of diabetic retinopathy lesions based on double ring filter in retinal fundus images

Atsushi MIZUTANI[†] Chisako MURAMATSU[†] Yuji HATANAKA[‡] Xiangrong ZHOU[†] Takeshi HARA[†] and Hiroshi FUJITA[†]

† Graduate School of Medicine, Gifu University 1-1 Yanagido, Gifu-shi, Gifu, 501-1194 Japan

[‡] School of Engineering, The University of Shiga Prefecture 2500 Yasaka-cho, Hikone-shi, Shiga, 522-8533 Japan

E-mail: † {mizutani, chisa, zxr, hara, fujita}@fjt.info.gifu-u.ac.jp, ‡ hatanaka.y@usp.ac.jp

Abstract In this paper, we propose an automatic detection technique of microaneurysms which is \mathbf{t} a diagnostic sign of the diabetic retinopathy. We used a double ring filter for initial detection of the microaneurysms which appear as isolated points. Next, we determined twenty three features, and removed false positives using the rule-base method and an artificial neural network. We examined the result of our method on observable microaneurysms in 50 retinal fundus images by cross validation test method, and the true positive fraction of the proposed method was 0.64 at 30 false positives per image.

Keyword Retinal Fundus Images, Diabetic Retinopathy, Microaneurysms, Computer-aided Diagnosis

1. はじめに

日本には、糖尿病が強く疑われる人が820万人,そ して糖尿病の可能性が否定できない人を含めると 1870万人の患者がいると推測されている〔1〕. そのう ち,約300万人が糖尿病網膜症であると推測される. 糖尿病網膜症は早期発見によって視力障害を予防でき るが,年間で約3000人が糖尿病網膜症によって失明し ていることが現状である〔2〕. 眼科医は通常, 糖尿病 網膜症を診断する際、出血や毛細血管瘤等の有無によ って診断を行う.特に毛細血管瘤はその名の通り微細 であることから、通常は蛍光造影剤であるフルオレセ インを使った蛍光眼底画像を用いて糖尿病網膜症の診 断が行われる.しかし,集団検診の場合には糖尿病網 膜症の分析のためにフルオレセインを用いることは難 しい. よって, 蛍光造影剤を使用せずに出血や毛細血 管瘤を検知することが望まれる.しかし,非造影の眼 底画像ではコントラストが低いため、出血や毛細血管

瘤を検出することは困難である.したがって,これらの兆候を検出するコンピュータ支援診断 (Computer-aided Diagnosis)システムは,集団検診の際 に糖尿病網膜症の診断を支援できる可能性がある.

毛細血管瘤とは毛細血管にできる小さな膨らみの ことで,破裂すると網膜下及び網膜前に出血を生じ視 力低下をきたすことがある.

眼底画像における出血や毛細血管瘤に関する画像 解析の研究はこれまでに行われている〔3-5〕. Usher らは、血管や視神経乳頭の検出によって眼底構造を解 析し、領域分割によって病変候補を抽出し、最後にニ ューラルネットワークによって病変を識別する手法を 提案した〔3〕. Nagayoshi らは、Usher らの手法に加え て、出血または毛細血管瘤の病変候補と眼底血管との 距離を利用した複数識別器を用いた手法を提案してい る〔4〕. Walter らは、画像の標準化と陰影補正をした後、 毛細血管瘤の直径と自動閾値法を用いて候補領域を検



図1 毛細血管瘤のある眼底画像の例,(b)は(a)の矩形 領域で示した毛細血管瘤を拡大したものを示す.

出し,候補の中心の密度によって毛細血管瘤と他を判別した手法を提案している [5].

われわれも眼底画像の診断を行う医師を支援する 眼底 CAD システムの開発を行ってきた〔6-15〕. それ には、2 重リングフィルタを用いた血管の自動検出〔6〕 や血管交叉部の検出〔7,8〕, 口径不同の判定〔9-12〕, 血管の狭窄部の検出〔11,12〕, 視神経乳頭の認識〔13〕, 動静脈交叉現象の検出〔14〕, 非造影の眼底画像におけ る出血や滲出物の検出〔15〕などがある.

毛細血管瘤の症例を図1に示す.図1(a)は毛細血管 瘤を矩形領域で示しており,図1(b)はその毛細血管瘤 を拡大したものである.図1(b)では周囲の網膜領域よ り暗くなって見える点状の領域が確認できる.このよ うな毛細血管瘤を自動的に認識することが本研究の目 的である.

2. 手法

2.1. 使用画像

使用した画像は Retinal Online Challenge (ROC) [16] で公開されているものであり,正解座標が示されてい る学習用画像 50 枚を用いた.これは,幅 768 画素×高 さ 576 画素の画像が 22 枚と,約 1059 画素×1061 画素 の画像 3 枚,約 1389 画素×1388 画素の画像 25 枚の RGB 各 256 階調のカラー眼底画像で構成されている. それらは 336 箇所の毛細血管瘤を含む 37 画像,毛細血 管瘤を含まない 13 画像に大別でき,毛細血管瘤が存在 する.また,本論文の検出対象ではないがこれらのう ち 45 画像は 259 箇所の出血を含む.出血を含む画像に は 1 枚に 1 箇所から 29 箇所の出血が存在する.また, 全ての画像が毛細血管瘤が出血のどちらかを含んでい るため,厳密な意味での正常画像は含まれていないと 考えられる.

2.2. 全体の流れ

提案手法におけるフローチャートを図2に示す.最初 に、画像毎の明るさの違いや、ノイズを軽減するため に前処理を行った.次に、後の処理を簡略化するため に、それぞれ異なる画像のサイズを統一した.次に、 G(緑)成分画像に対して2重リングフィルタを適用し、

眼底画像		
前処理		
毛細血管瘤	の1次検出	
血管領域の削除		
候補領域の再検討		
特徴量の計算		
誤検出削除		

図2 毛細血管瘤検出手法のフローチャート

毛細血管瘤の1次検出を行った後,検出されている領 域の中で血管領域を誤検出として削除した.次に,各 候補領域の形状を正しく認識するため,形状の再検討 処理を行った.最後に,各候補領域の特徴量を求めた 後,ルールベース法とニューラルネットワークを用い て毛細血管瘤と誤検出の分類を行った.

2.3. 前処理

眼底画像の明るさや色は撮影時の状況や個人差等 によって異なる.その違いを軽減するために,各画像 に明るさ補正,ガンマ補正とヒストグラム拡張[15] を適用した.次に,毛細血管瘤と周囲とのコントラス トはG成分で高くなる傾向があるため,RGBカラー画 像からG成分画像へと変換した.さらに,ROCのデー タベースは3種類の異なるサイズの画像を含んでいる ため,小さい画像の幅が最も大きい画像の幅と等しく なるように,バイキュービック法を用いて小さい画像 を拡大した.このとき,画像毎のアスペクト比は原画 像と同じものを保っている.また,拡大処理を行うこ とによってノイズも同様に強調されてしまうため,3 ×3のメディアンフィルタを適用してノイズの軽減を 行った.

2.4. 毛細血管瘤の1次検出

毛細血管瘤は周囲の眼底領域より暗く見える点状 の領域となって画像中に現れる.したがって,注目画 素と周囲の画素とを比較する2重リングフィルタ[14] をG成分画像に適用することで毛細血管瘤を検出した. 2重リングフィルタでは,フィルタの内円,外円の直 径をそれぞれ5 画素,13 画素とし,それぞれの領域で の画素値の平均を求め,内円の平均と外円の平均の差 が閾値より大きければ,注目画素は毛細血管瘤の候補 領域であるとして定めた.また,本研究では画像毎に 検出される毛細血管瘤の数を300箇所まで検出するよ う閾値を自動で決定した.

2.5. 血管領域の削除

1次検出に用いた2重リングフィルタでは、周囲と

比較して中心部が暗い領域が検出されるため、毛細血 管瘤の他に多くの血管領域が誤検出領域として検出さ れる.これらを削除するために、G成分画像に2重リ ングフィルタを適用して血管領域を抽出した.なお、 ここで用いた2重リングフィルタは内円、外円の直径 がそれぞれ7画素、21画素のものを用いた.

そして、1 次検出結果と血管抽出結果とを重ね合わせ、血管領域上で検出されている候補領域は誤検出であるとして削除した.

2.6. 候補領域の再検討

ー時検出処理後の候補領域の形状は,2 重リングフ ィルタの影響を大きく受ける.仮に候補領域の形状が 正しく認識できないと,毛細血管瘤と誤検出領域の分 類が困難となる.よって,候補領域の画素値に基づい て,周辺の画素値と比較して候補領域を自動修正する ことによる形状の再検討処理を行った.

2.7. 誤検出削除

1 次検出処理で検出された候補領域は多くの誤検出 を含んでいる.したがって,誤検出を削除するために, 候補領域毎に 23 種類の特徴量を求めた. 23 種類の特 徴量は(1)面積, (2)円形度, (3)縦横比〔17〕, (4-6)RGB それぞれの候補領域内における平均画素値, (7-9)RGB それぞれの候補領域内における最大画素値と最小画素 値の差分値, (10-12)RGB それぞれの候補領域内の平均 画素値と周辺領域の平均画素値の差分値, (13) 血管ら しさ, (14)2 値化時の ROI 内のラベル数, (15)ROI 内の 画素値の分散, (16)候補領域の中心から最も近い血管 との距離〔4〕, (17)RMS 変動値, (18) 1 次モーメント, (19,20)視神経乳頭からの座標(21-23), RGB それぞれの 候補領域内における 2 重リングフィルタの平均出力値 である.

(10-12)で述べている周辺領域は、候補領域の縁から 2 ピクセル以内の距離にある領域を示しており、 dilation 処理を用いて定めた.

(13)で述べている血管らしさは、2.5 で削除できなかった細い血管上の誤検出を削除するために求めた.線状の領域を、候補領域を中心にして回転させ、各位相でのG成分の平均画素値を調べた.線状の領域が血管上に位置する位相では周囲の位相より平均画素値が低いことから、さらに周囲の画素値と比較して画素値の凹みを求め、その最大値を血管らしさとして定めた. 実際に求めた結果を図3に示す.毛細血管瘤と比較して血管上の誤検出は、画素値の凹みの最大値が大きいことがわかる.

(14)で述べている2値化時のROI内のラベル数は, 候補領域のうち,毛細血管瘤領域周辺と比較して誤検 出領域周辺は画像が粗くなっていると推測して求めた. 各候補領域を中心にそれぞれ同じ大きさの正方形で



図3血管らしさ (a)血管上の誤検出,(b)毛細血管瘤, 画像中の白い点線領域は画素値の凹みが最大値 をとった領域を示す.(c)(d)はそれぞれ各位相の平 均画素値,画素値の凹みを示す.

ROIを切り出して,2値化はその ROI 毎に異なった閾値で行った.そして ROI 内に存在したラベル数をそれ ぞれの特徴量として定めた.

(16)で述べている候補領域の中心から最も近い血管 との距離は,誤検出領域の数多くが血管の近くに存在 していたことを利用し,距離が近いほど誤検出である 確率が高いものとした.

(19,20)で述べている視神経乳頭からの座標は,まず 画像が左目のものだった場合は左右反転して右目と同 じ向きにした後,手動で入力した視神経乳頭を原点と して座標を定めた.実際に傾向を調べた結果を図4に 示す.横軸がx座標,縦軸がy座標,十字が視神経乳 頭の位置を表している.図4(a)は毛細血管瘤の座標, 図4(b)は誤検出領域の座標を示している.この図より, 毛細血管瘤は上下に伸びる太い動静脈の周辺では少な く,誤検出は黄斑部周辺に多いことがわかる.





図4 視神経乳頭からの座標 (a)誤検出の存在領域, (b) 毛細血管瘤の存在領域,十字は視神経乳頭の位置 を表し、色が濃い領域ほど存在した数が多いこと を表している.



図 5(a) 目視できる毛細血管瘤の G 成分画像 (b) 目視できない毛細血管瘤の G 成分画像. これ らの画像の中央に毛細血管瘤の正解が示されて

これらの特徴量に基づいて、ルールベース法とニュー ラルネットワークを用いて,候補領域を毛細血管瘤と 誤検出に分類した. ニューラルネットワークではステ ップワイズ法を用いて貢献度の高い順に6つの特徴量 (高い順に 8,4,10,13,22,16)を用いた.

2.8. 評価方法

いる.

本研究の評価方法には FROC 解析を用いた.本手法 によって検出された候補領域の重心が、毛細血管瘤の 正解座標から一定の距離内で検出されていれば検出に 成功していると判断した.

本研究で用いた ROC の画像には検出が困難な毛細血 管瘤が多く含まれている. そのため, 本研究で用いた 学習用画像に含まれる毛細血管瘤を目視可能なものと 目視困難なものに2名の工学系研究者の合議制で分類 した. その結果, 全 336 箇所の毛細血管瘤の内, 約 42% にあたる 140 箇所を目視困難と判断した. 目視可能な 毛細血管瘤と目視困難な毛細血管瘤の例を図5に示す. 目視困難な毛細血管瘤と周囲の領域とのコントラスト は、目視可能な毛細血管瘤のそれよりも小さいことが わかる.

約 42%の目視困難な毛細血管瘤の検出は医師にと っても、CADシステムにとっても非常に困難だと考え られる. さらに, 仮に CAD システムが目視困難な毛

表 1 実験結果

	全ての 毛細血管瘤	見える 毛細血管瘤	誤検出数
1次検出後	0.52 (174/336)	0.70 (137/192)	177 (8853/50)
ルールベース での分類後	0.49 (164/336)	0.70 (137/192)	74 (3689/50)
ニューラル ネットワーク での分類後	0.43 (146/336)	0.64 (125/192)	30 (1492/50)



図 6 FROC 曲線

細血管瘤を提示しても, CAD システムを利用する医師 はその提示を無視すると考えられる.

したがって,本論文では,学習用画像で評価した場 合においては、全ての毛細血管瘤に対してと、目視可 能な毛細血管瘤のみに対しての 2 つの評価を Leave-one-out 法で行った.

3. 実験

1次検出後、ルールベース法での分類後、ニューラ ルネットワークでの分類後、それぞれの場合での毛細 血管瘤の検出率と1画像あたりの誤検出数を表1に示 す. さらに、目視可能な毛細血管瘤 196 箇所のみでの 検出率も同図に示す.

学習画像における全ての毛細血管瘤,目視可能な毛細 血管瘤のみ、それぞれの場合での FROC 曲線を図1に 示す. この図より, 目視可能な毛細血管瘤の検出率が 目視困難な毛細血管瘤の検出率よりも高いことがわか る.

4. 考察

今回最終的に削除することができなかった誤検出 を分類すると、(1)血管領域の削除処理で削除しきれな かった毛細血管,(2)ノイズ領域,の2つに分けること ができた.

毛細血管領域上の誤検出削除ができなかった原因 として,血管領域の抽出精度の低さが考えられる.本 手法で用いた血管抽出処理は太い血管に対する抽出精 度は比較的高い傾向にある一方,細い血管に対する抽 出精度は低い. 毛細血管領域上の誤検出を削除するた めには、血管抽出精度の向上が重要である.

また、ノイズ領域を毛細血管瘤として誤検出してし まう原因の1つに、前処理におけるノイズ軽減処理が 最適でなかったことが考えられる.さらに、データベ ースの中で何枚かの画像はブロックノイズが顕著な傾 向にあった.したがって、毛細血管瘤のコントラスト を維持しつつ、ノイズを軽減できるような適切な処理 が必要であると考えられる.

そして、本論文では誤検出に含めていないが、出血 も僅かに検出していた.出血は毛細血管瘤と比較して 大きく、形状にばらつきがあるが、本手法で検出でき る出血があるため、今後は出血に対しても検討してみ る必要があると考えられる.

また, ROC のウェブサイトでは我々を含めた様々な 研究グループの結果が掲載されているが, どのグルー プも本手法と殆ど変わらない精度となっている. この ことから, このデータベースが大変難しいということ が考えられる.

5. まとめ

眼底画像における毛細血管瘤の自動検出法の開発 を行った. ROC データベースから提供された 50 枚の 学習用画像を用いた実験の結果,1 画像あたりの誤検 出数が 30 箇所の時に目視可能な毛細血管瘤の検出率 は 64%であった.このデータベースは非常に難しい症 例を含んでいるが,糖尿病網膜症の早期発見のために, 今後の手法の改善が求められる.

謝 辞

本研究の一部は,文部科学省の知的クラスター創成 事業(岐阜・大垣地域「ロボティック先端医療クラスタ ー」)の援助で行われました.

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, UDL http://www.mb/m.es.in/h-mden/2008/04/dl/h04

URL:http://www.mhlw.go.jp/houdou/2008/04/dl/h04 30-2c.pdf, pp.29-30, 2008.

- [2] 北野滋彦, 我が国における視覚障害の現状 DIABETES NEWS, 東京女子医科大学糖尿病セン ター, URL:http://www.dm-net.co.jp/twmu/news/094.htm, 94, 2006.
- [3] D. Usher, M. Dumskyj, M. Himaga M, TH. Williamson, S. Nussey, and J.Boyce, "Automated detection of diabetic retinopathy in digital retinal images," a tool for diabetic retinopathy screening, Diabetic Medicine, vol.21, no.1, pp.84-90, 2004.
- [4] H. Nagayoshi, Y. Hamatsu, H. Sako, M. Himaga and S. KATO, "Detection of Fundus Lesions Using Classifier Selection," IEICE Transactions on Information and Systems, vol.E92.D, no.5, pp.1168-1176, May 2009.
- [5] T. Walter, P. Massin, A.Erginay R. Ordonez, C. Jeulin, and J. Klein, "Automatic detection of microaneurysms in color fundus images," Medical Image Analysis, vol.11, no.6, pp.555-566, 2007.

- [6] 杉尾一晃,国枝孝光,藤田広志,原 武史,河瀬 剛, 小川和美,国立 勉, "眼底写真における血管解析 に関する研究ー血管とその交叉部の抽出ー," 医 用画像情報学会雑誌 vol.16, no.39, pp.173-178, 1999.
- [7] 杉尾一晃,国枝孝光,藤田広志,原 武史,河瀬 剛, 小川和美,石田亨,稲垣充廣,"眼底写真におけ る血管交叉部の解析,"日本放射線技術学会雑誌 vol.56, no.3, pp.507-509, 2000.
- [8] J. Hayashi, T. Kunieda, J. Cole, R. Soga, Y. Hatanaka, L. Miao, T. Hara, and H. Fujita, "A development of computer-aided diagnosis system using fundus images," Proc of the 7th International Conference on Virtual Systems and MultiMedia(VSMM), pp.429-438, 2001.
- [9] 陸 苗, 畑中裕司, 月山圭太, 曽我竜介, 原 武 史, 国枝孝光, 藤田広志, 内田英哉, 青山 勝, 山本哲也, "Automatic distribution and shape analysis of blood vessels on retinal images,"信学技 報, vol.102, no.577, pp.83-86, 2003.
- [10] 畑中裕司,原 武史,周 向栄,青山 栄,内田 英哉,藤田広志,山本哲也,"眼底写真における 血管の追跡処理による動脈の口径不同の自動検 出,"生体医工学,vol.42,no.4,pp.236-240,2004.
- [11] Y. Hatanaka, X. Zhou, T. Hara, H. Fujita, Y Hayashi, A Aoyama, and T. Yamamoto, "Automated detection algorithm for abnormal vessels on retinal fundus images," Proc of the 10th International Conference on Virtual Systems and MultiMedia(VSMM), pp.303-306, 2004.
- [12] Y. Hatanaka, T. Nakagawa, Y. Hayashi, A. Aoyama, X. Zhou, T. Hara, and H. Fujita, "Automated detection algorithm for arteriolar narrowing on fundus images," Proc of the 27th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(EMBS), Paper#291, 2005.
- [13] 中川俊明,林 佳典,畑中裕司,青山 陽,水草 豊,藤田明宏,加古川正勝,原 武史,藤田広志, 山本哲也,"眼底画像診断支援システムのための 血管消去画像を用いた視神経乳頭の自動認識及 び擬似立体視画像生成への応用,"信学論 D, vol.J89-D, no.11, pp.2491-2501, Nov. 2006.
- [14]高橋 亮,畑中裕司,中川俊明,林 佳典,青山 陽, 水草 豊,藤田明宏,加古川正勝,原 武史,藤田 広志,"眼底画像における高血圧症診断支援のた めの血管交叉部の自動解析," Medical Imaging Technology, vol.24, no.4, pp.270-276, 2006.
- [15] Y. Hatanaka, T. Nakagawa, Y. Hayashi, M. Kakogawa, A. Sawada, K. Kawase, T. Hara, and H. Fujita, "Improvement of Automatic Hemorrhages Detection Methods using Brightness Correction on Fundus Images," in Proc. SPIE Medical Imaging 2008, Computer-aided Diagnosis, vol.6915, pp.69153E-1-69153E-10, 2008.
- [16] The University of Iowa, the ROC organizers (Michael D. Abramoff, Bram van Ginneken and Meindert Niemeijer), The ROC website, URL: http://roc.healthcare.uiowa.edu/index.php
- [17] 笠井 聡,藤田広志,原 武史,畑中裕司,遠藤 登喜子,"マンモグラム上の腫瘤陰影自動検出ア ルゴリズムにおける索状の偽陽性候補陰影の削 除,"コンピュータ支援画像診断学会論文誌,vol.3, no.2, pp.1-6, 1999.