

緑内障診断のための眼底画像解析システムの設計

Design of Fundus Image Analysis System for Glaucoma Diagnosis

平石広典*1*2
Hironori Hiraishi

西山裕之*2
Hiroyuki Nishiyama

岩瀬愛子*3
Aiko Iwase

溝口文雄*1*2
Fumio Mizoguchi

*1株式会社ウィズダムテック
WisdomTex Inc.

*2東京理科大学
Tokyo University of Science

*3多治見市民病院
Tajimi Municipal Hospital

We have designed the fundus image analysis system for glaucoma diagnosis. Our system can judge the possibility of the glaucoma using a fundus image taken by ophthalmologists. Our system is implemented by web technology. So ophthalmologists can send fundus images to our system through the web and check the analysis results on the web browser. And, the diagnosis rule is extracted by the data mining from the data generated by the fundus image analysis. Our system have achieved higher accuracy than the results that had been reported previously.

1. はじめに

緑内障とは徐々に視野が失われてしまう眼の病気であり、点眼薬により症状の進行を抑える以外の対処法は存在しないといった深刻な眼の病気である。2000年に行われた多治見市民眼科の報告 [Iwase 04] によれば、現在 40 代以上では 5% で、20 人に 1 人は緑内障であるとの報告がなされている。特に、これまで緑内障の症状として眼圧が上昇すると認識されていたが、現在の日本では眼圧が正常にも関わらず緑内障であるケース（正常眼圧緑内障）が多くなっていると報告されている。これは緑内障の発見を困難にする要因となっている。緑内障を診断のために、眼圧を測定する方法が一般的であるが、眼圧を測定しても正常眼圧緑内障を発見することは困難であり、専門医による眼底画像の診断が必要である。

本研究では、緑内障診断のための眼底画像解析システム GLA-Fundus を設計した。GLA-Fundus は、眼科医によって撮影された眼底画像データを入力し、緑内障の可能性があるかどうかを判定するものである。これはウェブ技術を利用したシステムで、眼科医は撮影したデータをウェブブラウザを利用して送信し、解析結果を閲覧することを可能にしている。また、診断ルールの作成は、眼底画像解析によって生成したデータを利用してデータマイニングによって作成される [西山 06]。それによってこれまで報告された結果よりも高い精度が得られている [Ohwada 98, Weinreb 02]。

2. 眼底による緑内障診断

図 1 は専門医によって実際の緑内障と診断された眼底画像である。眼底による診断で注目する点は以下のようである。

- 出血部があるかどうか
- 陥凹部分が大きくなっているかどうか
- 神経線維欠損が存在するかどうか

網膜全体には血管が存在しており、中央左の丸く明るく見える部分は、視神経乳頭と呼ばれ、視神経が集中している部分である。陥凹は視神経乳頭において神経が減って凹んでしまった部分である。緑内障の場合、この陥凹が大きくなるといった特徴がある。また、視神経線維欠損も緑内障によって生じる特徴であり、神経繊維が少なくなって写真ではやや暗く赤くなっている部分である。

連絡先: 平石広典, 株式会社ウィズダムテック, 〒 153-0063
東京都目黒区目黒 1-17-3, 電話, Fax 03-5436-3185,
hiraishi@wisdomtex.com

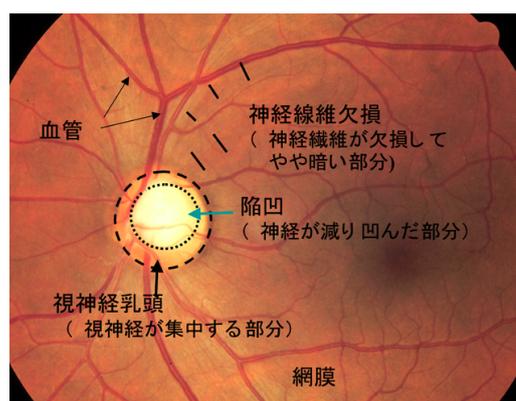


図 1: 緑内障の眼底画像 (左目)

3. 眼底画像解析

GLA-Fundus では、眼底画像を解析することで視神経乳頭における陥凹の特定、および、神経線維欠損の特定を行う。

3.1 データのサンプリング

眼底画像から乳頭部のデータと神経線維欠損を特定するための欠損部のデータをサンプリングする。図 2 は、GLA-Fundus のサンプリング領域を示している。

乳頭部では、乳頭全体のデータを取得し、各々のグリッドの領域毎のデータをサンプリングする。データは外側から内側に向かってサンプリングするが、右目と左目を統一的に扱うために、最上部のグリッドから、右目の場合は、左周りに、右目の場合は左周りにサンプリングを行う。GLA-Fundus では、一周を 10 度ずつの 36 グリッドで 7 階層の 252 グリッドのデータをサンプリングする。ここでサンプリングされたデータは、データマイニングによって得られたルールを利用して、各々のグリッド毎に陥凹の中か外かが判断される。

神経線維欠損は、一般的に視神経乳頭を中心に放射上に現れる傾向がある。そのため、欠損部のデータは、乳頭部を中心に放射上に 5 度刻みで 36 グリッドのデータをサンプリングする。欠損部のデータにおいても、左右を統一的に扱うために、最上位のグリッドから順番にサンプリングを行う。各々のグリッドが神経線維欠損であるかどうか判断される。

実際にサンプリングするデータは、各々のグリッドに含まれるピクセルの RGB 値の平均値である。グリッド毎に、R 値の平均値、G 値の平均値、B 値の平均値を取得する。しかしながら、撮影時の光や色の影響を排除するために、乳頭部、およ



図 2: GLA-Fundus におけるデータサンプリング

び、欠損部のそれぞれのデータの全体の平均値で割り、相対的な変化を特徴量としている。

3.2 血管除去処理

ここで視神経繊維欠損部と血管部分では、どちらも濃い赤となるため、視神経繊維欠損部位を特定には、予め血管部分を除去することでより精度よく部位を特定できると考えられる。

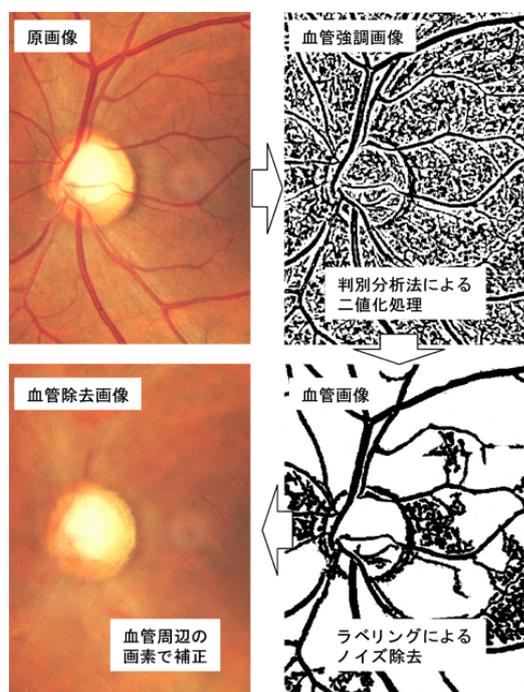


図 3: 血管除去処理

図 3 は GLA-Fundus における血管除去処理の流れを示している。眼底画像に対して濃淡化処理を施し、判別分析法を利用した二値化処理によって血管部分を強調し、ラベリング処理によるノイズ除去によって血管部分を抽出し、最後に、血管部分の周囲のピクセルの RGB 値を利用して除去した血管部分の補正を行う。

4. 実験結果

GLA-Fundus の眼底画像解析で得られたサンプリングデータを利用し、データマイニングによって診断ルールを作成を行った [西山 06]。実験では、緑内障画像の特定、および、視神経繊維欠損部位の特定の二種類の実験を行った。また、血

管除去処理の効果を見るために、血管あり、血管除去の両方でルールを作成した。緑内障画像の特定では、予め専門医によって特定された緑内障画像 102 枚、非緑内障画像 54 枚を利用して実験を行い、欠損部位の特定では、予め欠損部位が特定された 12 枚の眼底画像を利用して診断ルールの作成を行った。

表 1: 緑内障画像の特定のための診断ルール

	Accuracy	Sensitivity	Specificity
血管あり	85.5%	90.4%	76.4%
血管除去	83.3%	87.3%	75.9%

表 2: 神経繊維欠損部位の特定のための診断ルール

	Accuracy	Sensitivity	Specificity
血管あり	66.0%	45.9%	82.6%
血管除去	70.4%	60.2%	78.8%

表 1 および表 2 には、それぞれのルールの精度を示した。緑内障画像の特定の場合では血管を除去しない方が精度がよい。これは血管部分においても緑内障を判定するための情報が含まれていると考えられる。今回の実験では関係ないが、陥凹を特定するために、視神経乳頭に入る血管の流れを見て判別するという方法も存在する。緑内障画像の特定するためには、血管を除去しない方がよいものと考えられる。一方、神経繊維欠損部分の場合では血管除去の方が全体の精度は高い。神経繊維欠損部分と血管部分のデータが似た特徴を持つため、血管部分と欠損部分をうまく区別できないことを意味しており、これは、GLA-Fundus の血管除去処理が効果的に機能していることを示している。ことを示している。

5. おわりに

本稿では、緑内障診断をサポートする眼底画像解析システム GLA-Fundus における眼底画像解析を中心に説明し、GLA-Fundus によって得られたデータを利用してデータマイニングによる診断ルール作成実験の結果を示した。結果から眼底画像の中から緑内障の画像を特定する場合には血管を除去しない方が精度は高く、さらに、画像内の神経繊維欠損部位を特定する場合には、血管を除去した画像からデータをサンプリングの方が精度は高いことが示された。

謝辞

東京医科大学の白土城照教授には研究のスタート時において眼底画像の判読方法を、また、東京理科大学の大和田勇人教授には、帰納学習のアプローチの試みが研究のスタートになっている。グリッド研究環境については、サンマイクロシステムズの中西直之氏の支援を得た。これらの人達に感謝したい。

参考文献

- [Iwase 04] Aiko Iwase, et al., The Prevalence of Primary Open-Angle Glaucoma in Japanese: The Tajimi Study *Ophthalmology*, Vol.111, No.9, pp.1641-1648, 2004.
- [西山 06] 西山裕之, 平石広典, 溝口文雄, 岩瀬愛子, データマイニングによる緑内障診断システムの設計, 人工知能学会全国大会 (第 20 回) 論文集, 2006.
- [Ohwada 98] Hayato Ohwada, Makiko Daidoji, Shiroaki Shirato, Fumio Mizoguchi, *Learning First-Order Rules from Image Applied to Glaucoma Diagnosis*, Lecture Notes in Computer Science 1531, Springer, pp.494-505, 1998.
- [Weinreb 02] Robert N. Weinreb et al., Comparing Machine Learning Classifiers for Diagnosing Glaucoma from Standard Automated Perimetry, *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, Vol.43, No.1, pp.162-169, 2002.