

眼底画像の表示法の研究

島原達也, 中島 平, 岡谷 貴之, 出口光一郎

概要: 本論文では二枚の眼底画像を重ね合わせて一枚の画像を生成する方法について述べる. 眼底画像とは眼球底部の領域を撮影した画像である. この眼底画像は瞳を通して撮影されるので一度に撮影できる範囲が限られてしまう. したがって広範囲の眼底領域の画像が必要な場合, 複数枚にまたがって撮影される. そこでこのように複数枚にまたがって撮影された眼底画像を一枚の画像に重ね合わせることは診断の際に有用であると言える. ここでは Ali Can 等の提案している眼底画像の重ね合わせの方法を用いて重ね合わせを行う. この方法は特徴抽出から変換まですべて自動で行うことが可能であり, しかもある程度以上重なる領域が存在すればほぼ完璧に重ね合わせることができるという利点を持つ. しかし重なる領域が少ない時には対応点を十分求めることができずに重ね合わせることができるはずの眼底画像の組も重ね合わせに失敗することがあるという欠点も持っている. そこで重なる領域が狭い場合でもできるかぎり特徴点同士の対応がとれるようにこの手法を改良した.

Registration and Display of Multiple Fundus Images

Tatsuya Shimahara, Taira Nakajima, Takayuki Okatani, Koichiro Deguchi

Abstract: This paper presents a method for registering fundus images. The fundus image is the photograph of inner bottom of an eyeball. Because it is taken through the pupil and the view field is restricted to small region, it is useful to register multiple fundus images in diagnosing. In this paper we register the fundus images employing the Ali Can's algorithm. This algorithm has the advantage of registering automatically and accurately when the overlap is wide. But when the region of overlap is narrow, we often fail because of the lack of the correspondences. We discuss the increase of the member of correspondences when the overlap is narrow and propose a modified method to obtain more accurate registration.

1 はじめに

眼底とは図1のように眼球の内部の瞳と反対の領域を指し, 緑内障などの目の疾患時に観察されるだけでなく, 切開することなく直接血管を観察することができる唯一の部位であることから糖尿病などの診断の時にも観察される. 眼底の撮影には眼底カメラとよばれる特殊なカメラが用いられる. 図2に眼底画像の1例を示す. 撮影は瞳を通して行われるので, 画角が狭く, 一度に撮影できる眼底の範囲が限られる. そこで広い範囲の画像を得るために, 撮影する方向を変えながら複数枚に分けて画像が撮られる. このような部分領域を撮影した複数枚の画像をつなぎ合わせて広い範囲を表す画像を作成できれば, 診断に有用である.

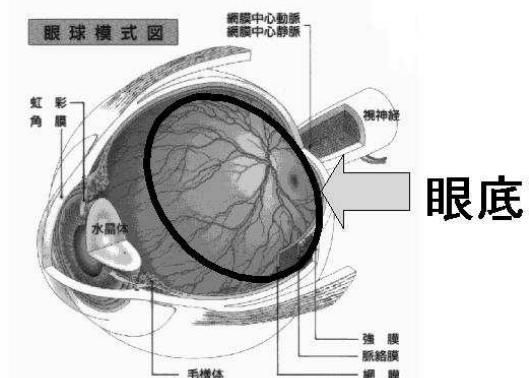


図1: 眼底とは

東北大学大学院情報科学研究科 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉
01

Graduated School of Information Sciences, Tohoku University, Aramaki-aza Aoba 01, Aoba-ku, Sendai, Miyagi

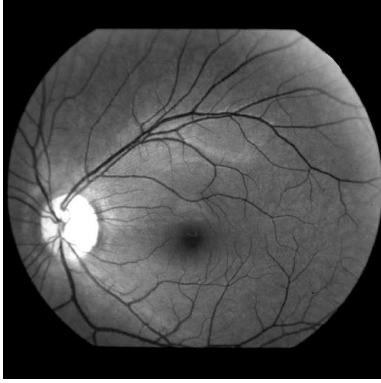


図 2: 眼底画像

この問題に対して、Can 等は一つの方法を提案している [1]。この方法は次のような特徴を持つ。

1. 眼底を二次曲面で近似し、これに基づいて2枚の画像間の座標変換を定式化した。これによって単純な相似変換などでは生じてしまう重ね合わせのずれを抑えている。
2. 重ね合わせの為の特徴量として、血管の分岐点と、そこでの血管の分岐方向を利用している。
3. 画像間の変換モデルを段階的に高度化していくことで問題を解いている。

我々はこの方法を実画像に用いて実験を行い、大体においてうまくいくことを確認した。しかしながら、画像間で重なる領域が狭い場合には、たびたび失敗することも確認している。これを踏まえて、ここでは彼らの手法を改良し、重なる領域が狭い場合にも精度良く重ね合わせができるような方法を提案する。

2 Can 等の手法の概要

本節ではまず Can 等の手法についての概要を示す。その後、問題点を指摘する。

2.1 アルゴリズム

彼らの手法は次のようなステップを踏んで眼底画像を重ね合わせる。

1. 各画像において特徴抽出を行う。
2. 画像間に平行移動を適用して画像間での対応を求める。
3. 次に画像間の変換をアフィン変換と仮定して、得られた特徴点の対応からそのパラメータを求める。
4. 画像間の変換を後述のように2次多項式で表し、3でのアフィン変換のパラメータを初期値としてそのパラメータを求める。

5. 求めた2次のパラメータを使ってより多くの特徴点の対応を求め、それを使って重ね合わせの精度を高める。

このように彼らの手法では画像間の変換を平行移動、アフィン変換、2次変換と切り替えてつづ段階を踏むことで、最終的に目的とする2次変換のパラメータを安定に求めている。

2.2 画像間の変換モデル

眼底面の形状のため、単純に画像を、例えば相似変換などを使って重ね合わせてもうまく重ならない。眼球はほぼ完全な球形をしていると見なせるが、目のレンズの光学系を通して観察するので実質的には眼底の形状は球面ではなく二次曲面とみなせる [2]。図3のように二次曲面上のある点を異なった視点から撮影したとき、その点のそれぞれの画像上の像の座標を $\mathbf{p} = (x, y)$, $\mathbf{q} = (x', y')$ とする。これらは、

$$\mathbf{q} = \Theta X(\mathbf{p}) \quad (1)$$

ただし Θ と $X(\mathbf{p})$ は

$$\Theta = \begin{pmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} & \theta_{14} & \theta_{15} & \theta_{16} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} & \theta_{24} & \theta_{25} & \theta_{26} \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$X(\mathbf{p}) = \begin{pmatrix} x^2 & xy & y^2 & x & y & 1 \end{pmatrix}^T \quad (3)$$

という変換行列を用いて関係付けることができる。2次変換の行列 Θ を求めることができれば重ね合わせができることになる。

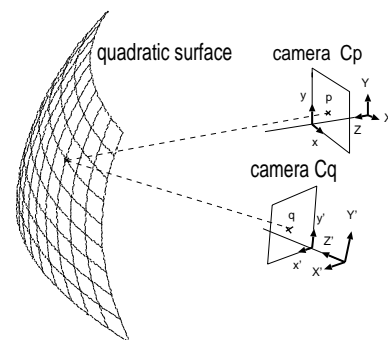


図 3: 2次曲面の変換モデル

2.3 各ステップの詳細

第1ステップ: 特徴抽出 対応付けに用いる特徴点として血管の分岐点が利用される。各特徴点での特徴量として、Can 等は画像の濃淡ではなく血管の分岐方向を利用している。

第2ステップ：特徴点の対応付け 次に特徴抽出によって得られた特徴点を対応付ける。図4に示すように特徴点とそこでの分岐方向が得られたとする。

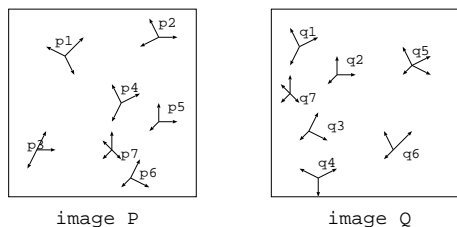


図4: 画像Pと画像Qの特徴点

ここで画像Pでの*i*番目の特徴点について、その分岐方向を $\mathbf{u}_{i,k}$ とする。そして分岐数を n_i とすると、 $k = 1, 2, \dots, n_i$ である。同様に画像Qでの*j*番目の特徴点について、その分岐方向を $\mathbf{v}_{j,l}$ とする。分岐数を m_j とし、 $l = 1, 2, \dots, m_j$ である。これらを用いて2つの点 \mathbf{p}_i 、 \mathbf{q}_j の類似度 $s_{i,j}$ を特徴点からの分岐方向 $\mathbf{u}_{i,k}$ 、 $\mathbf{v}_{j,l}$ を、それぞれ内積を最大にするような組み合わせをとったとき、それらの内積の平均値とする(図5)。分岐の方向が似ていれば類似度は1に近くなる。ここで $t_{i,j}$ をそれぞれの画像での特徴点 \mathbf{p}_i 、 \mathbf{q}_j を重ねるのに必要な平行移動量だとする。そして一定間隔に格子分けされた平行移動パラメータの空間 (x, y) に移動量 $t_{i,j}$ が入るところに類似度 $s_{i,j}$ を投票する(図6)。投票結果のピークとして平行移動パラメータと特徴点の対応候補が決定される。

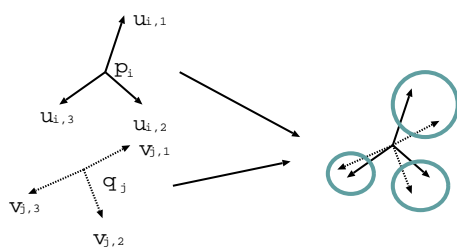


図5: 類似度 $s_{i,j}$

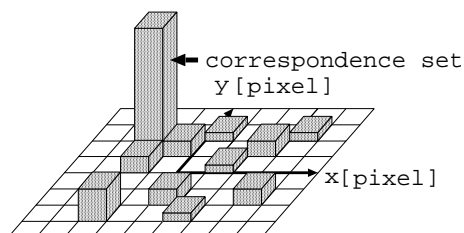


図6: 投票

第2ステップ：アフィン変換パラメータの推定 ここでは次ステップでの初期値として利用するアフィン変換パラメータを求める。具体的には画像間の変換を \mathbf{p} から \mathbf{q} としたとき、

$$\mathbf{q} = \mathbf{A}\mathbf{p} + \mathbf{t} \quad (4)$$

となる。 \mathbf{A} は 2×2 の行列、 \mathbf{t} は2次元のベクトルである。

ここで、 \mathbf{C}_1 を前ステップで得られた対応とし、 \mathbf{P}_1 を \mathbf{C}_1 での画像Pの特徴点の集合、 $\mathbf{C}_1(\mathbf{p})$ をそれに対する画像Qでの特徴点の集合とする。するとアフィン変換パラメータ \mathbf{A} と \mathbf{t} はRandom Sample Consensus(RANSAC)とLeast-Median of Squares Algorithm(LMedS)を用いた推定より

$$(\mathbf{A}, \mathbf{t}) = \underset{\mathbf{A}, \mathbf{t}}{\operatorname{argmin}} \operatorname{median} \min_{\mathbf{p} \in \mathbf{P}_1, \mathbf{q} \in \mathbf{C}_1(\mathbf{p})} \|\mathbf{q} - \mathbf{A}\mathbf{p} - \mathbf{t}\|^2 \quad (5)$$

で求めることができる。

2次変換パラメータ推定 2次変換行列 Θ は前述のとおり

$$\mathbf{q} = \Theta X(\mathbf{p}) \quad (6)$$

である。まずはじめに前ステップで求めたアフィン変換によりすべての対応点の残差 u_i を計算する。対応する点をそれぞれ \mathbf{p}_i 、 \mathbf{q}_i 、標準偏差を σ とすると残差に応じた重み $w_i(u_i)$ を用いて表されるすべての対応点での重み付き残差の総和

$$\sum_{\mathbf{p}_i \in \mathbf{P}_1} w_i(u_i) \|\mathbf{q}_i - \Theta X(\mathbf{p}_i)\| / \sigma \quad (7)$$

を最小にする Θ を求める。こうして求めた変換行列 Θ を用いて再び残差を計算して重みを求め、その重みで残差の総和を最小にする Θ を求める。この繰り返しの数を数回行うことで変換行列 Θ を精度よく推定できる。

重ね合わせの精度の向上 さらに前ステップで求めた変換行列 Θ を用いて画像を変換し、この変換した画像に今度は固定していた画像を重ねる処理を行う。こうすることで今まで歪みの影響で対応から除かれていた点が新たに対応に加わる可能性があるので2次変換のパラメータをより精度良く求めることができる。

2.4 問題点

このように一度2次変換の行列を求めて重ねることができれば、繰り返しの行うことで最終的にはほぼ全ての対応をとることができる。しかし重なる領

域が狭い場合はそうはいかない場合がある。この場合、対応を付けることのできる特徴点は単純に少なくなっている。しかも重なる領域が狭い場合には広い場合と較べてカメラの視点が大きく変わってしまうために、重なる領域内でのそれぞれの画像間の歪みがさらに大きくなる。したがって並進のみの低次のモデルでは図7のように歪みの影響で対応のとれる領域が片寄ってしまい対応を広範囲にわたってとることができなくなってしまう。その結果、高次のモデルでの変換に影響が及び、2次変換パラメータを求めることができなくなる。したがって重なる領域が狭い場合にも特徴点どうしの対応ができるだけとれるようにすることが必要になってくる。次節ではこのような場合でも対応点を増やすことができるような手法について提案する。

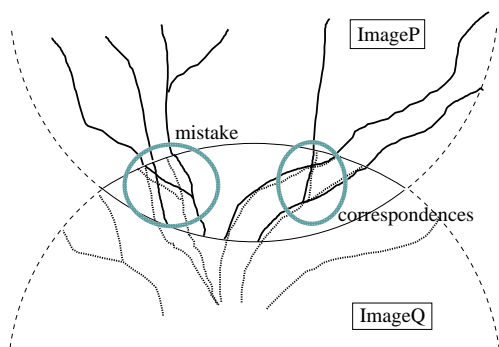


図 7: 重なる領域が狭い場合

3 重なる領域が狭い場合

3.1 対応を増やす

以上の議論より重なる領域が狭い場合での対応を増やす処理を行うためには、まずアフィン変換で重ねた画像で重なっている領域内での画像 P の方の特徴点の集合を P_2 、画像 Q の方の特徴点の集合を Q_2 とする。そしてこの P_2 に含まれる i 番目の特徴点を $p_{2,i}$ 、 k 番目の特徴点を $p_{2,k}$ とする

$$u_{2,i,k} = p_{2,k} - p_{2,i} \quad (8)$$

を定義する。そしてこのベクトルの組の集合を $U_{2,i}$ とする。また Q_2 に含まれる j 番目の特徴点を $q_{2,j}$ 、 l 番目の特徴点を $q_{2,l}$ とする

$$v_{2,j,l} = q_{2,j} - q_{2,l} \quad (9)$$

とし、同様にこのベクトルの組の集合を $V_{2,j}$ とする。

ここで P_2 と Q_2 のすべての組み合わせから類似度 $s_{i,j}$ が小さい組を除いたものを C_2 とし、 C_2 に含まれる組で図8のように $U_{2,i}$ と $V_{2,j}$ の間で距離

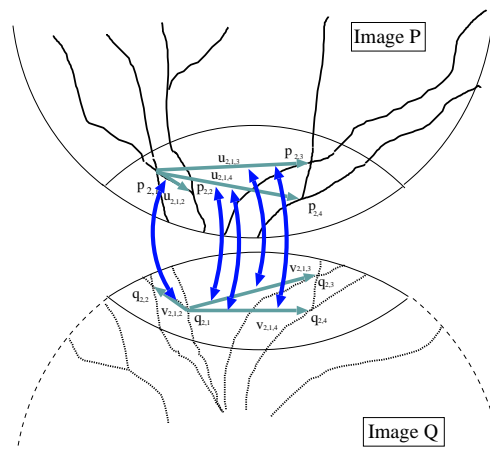


図 8: C_2 から C_3 への絞り込み

と向きが近い組 C_3 とする。ここで C_3 の内、対応が 1 対 1 でない場合は特徴点が密集している所なので比較するベクトルの長さを制限して局所的に比較し、より数の多い方を採用することにする。こうして重複をなくした対応点の組 C_4 を得る。

3.2 変換パラメータの削減

重なる領域が狭い場合には特徴点自体が少なく、重なる領域内での対応が全てとれたとしても 2 次変換パラメータを求めるのに十分な対応数に満たない場合がある。その時、無理に 2 次変換パラメータを求めても重なっている領域外での歪みが大きくなるばかりであり良い結果を得られない。そこで変換パラメータを少し減らして歪みと対応点の残差の両方を考慮した重ね合わせを行う。

4 実験

4.1 実験方法

対象とする画像は図9、図11の縦1024ピクセル横1024ピクセルの二枚である。また図10、図12はそれぞれ手動でとった特徴点の分布（血管の分岐点の座標のみ）である。これら2枚の眼底画像では重なる領域が狭い。そこで前節での手法を用いて特徴点の対応をとった。

ここで C_2 に採用するための条件として

$$s_{i,j} \geq 0.1 \quad (10)$$

とした。また C_3 に採用するための条件は比較するベクトル数はそれぞれ5本とし、比較対象となるベ

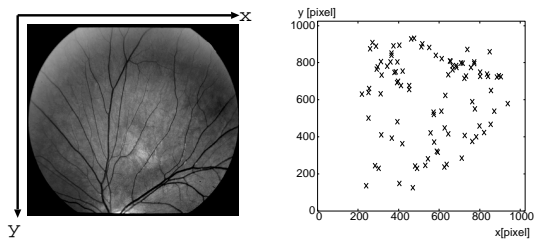


図 9: 眼底画像その 1

図 10: 特徴点分布

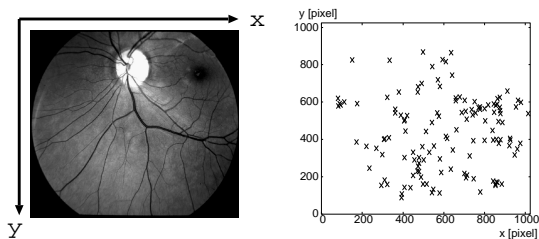


図 11: 眼底画像その 2

図 12: 特徴点分布

クトルの長さの比を $\pm 20\%$ として内積の値は 0.8 以上が 4 本とした. 次に C_4 に採用する条件はベクトルの長さを 50 ピクセル以下と制限してベクトルの長さの比は $\pm 40\%$ で内積の値は 0.9 以上でどちらか少ない方のベクトル数より 1 小さい本数とした. 得られた C_4 をもとに 2 次変換行列を求め画像の重ね合わせを行った.

4.2 実験結果

並進のみの重ね合わせを図 13 に, アフィン変換での重ね合わせを図 14 に示す.

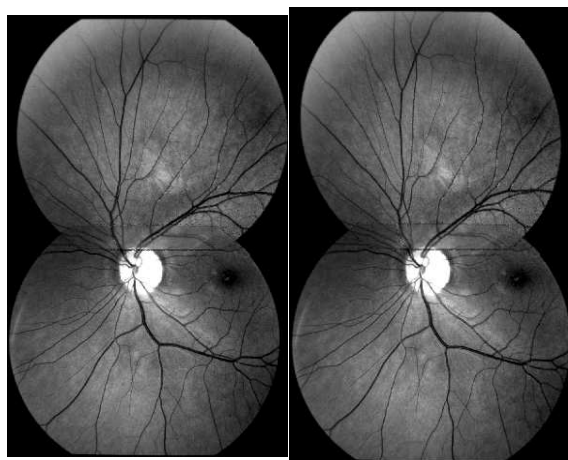


図 13: 並進による変換

図 14: アフィン変換

次に類似度から求めた C_1 を図 15 に, 重なっている部分の特徴点 P_2, Q_2 を図 16 に示す. 続いて P_2, Q_2

を類似度によって対応を絞った対応, C_2 を図 17 に, 特徴点の位置関係から対応をさらに絞った C_3 を図 18 に, さらにそこから重複を取り除いた対応 C_4 を図 19 に示す. 最後に得られた対応点から 2 次変換の行列を求め重ね合わせを行ったものを図 20 に拡大図とともに示す.

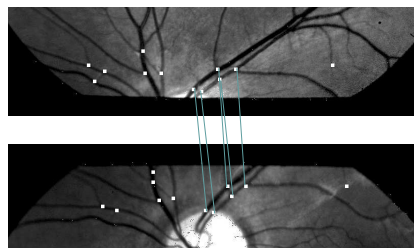


図 15: C_1 の対応

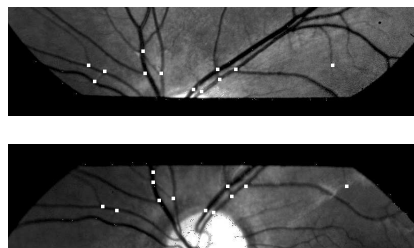


図 16: P_2, Q_2 の特徴点

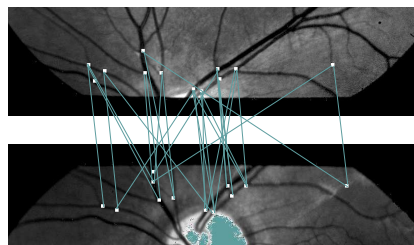


図 17: C_2 の対応

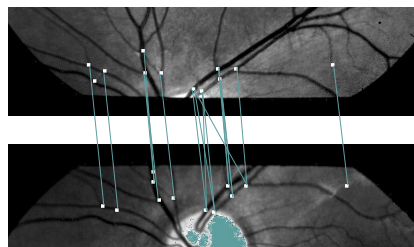


図 18: C_3 の対応

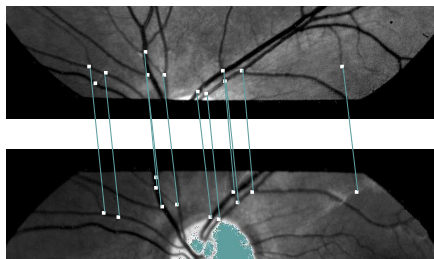


図 19: C_4 の対応



図 20: 重ね合わせとその拡大図

図 15と図 19を見比べると対応点を増やすことができているのが分かる。しかし増やした対応で2次変換の行列を求め重ね合わせをしてみると、図 20のように重なっている部分に関しては対応に基づいて重ねることができているが、重なっていない部分では変形が極端にいびつになってしまっている。そこで変換のパラメータの数を何通りかに減らして重ね合わせを行った。図 21はパラメータを

$$\Theta = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \theta_{14} & \theta_{15} & \theta_{16} \\ \theta_{21} & 0 & \theta_{23} & \theta_{24} & \theta_{25} & \theta_{26} \end{pmatrix} \quad (11)$$

で対応点の残差が最小になる変換行列を求めて重ね合わせしたもので、図 22はパラメータを

$$\Theta = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \theta_{14} & \theta_{15} & \theta_{16} \\ \theta_{21} & 0 & 0 & \theta_{24} & \theta_{25} & \theta_{26} \end{pmatrix} \quad (12)$$

と同様にして重ねた図である。また図 23は図 21の拡大図である。これらの重ね合わせの図を見てみると対応点の存在しない部分での血管のずれは残ったが、歪みも抑えることができ、しかも対応点の残差もある程度抑えることができているのが分かる。したがって対応点が少ない時にはモデルの自由度も場合に応じて変える必要がある。



図 21: パラメータその 1 図 22: パラメータその 2

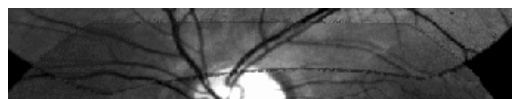


図 23: 図 21の拡大図

5 まとめ

本論文では重なる領域が少ない場合に特徴点の対応をより多く取り、できるかぎりうまく重ねることができるような方法を検討した。その結果重なりが少ない場合に、今までの方法では取ることができなかった対応も取ることができるようになった。しかし、対応があまりに少ない場合にはそうやって対応点を求めても2次変換パラメータの推定であまり良い結果が得られない。このことは変換の自由度(=パラメータの数)が多すぎるためと考えられ、変換行列のパラメータの数を増減させることである程度解決することができると思われる。しかし対応点の存在しない部分についての血管のずれはこれらの方法では根本的に解決することができない。この部分については今後、新たな観点からの特徴点を導入するなどの解決策を検討していきたいと考えている。

参考文献

- [1] A.Can, et al.: A Feature-Based,Robust, Hierarchical Algorithm for Registering Pairs of the Curved Human Retina, IEEE Trans. PAMI, vol.24, no.3, pp.347-364, Mar.2002.
- [2] 永田安武：眼底画像を用いた眼底表面形状復元の研究，修士論文，東北大学大学院情報科学研究科 (2003)