

# 輝度曲率を用いた指静脈画像からの特徴点抽出

松田 友輔<sup>†</sup> 長坂 晃朗<sup>†</sup> 宮武 孝文<sup>†</sup> 三浦 直人<sup>†</sup> 清水 春美<sup>†</sup>

<sup>†</sup>(株)日立製作所 中央研究所 〒185-8601 東京都国分寺市東恋ヶ窪 1-280

E-mail: †{yusuke.matsuda.xo,akio.nagasaka.pc,takafumi.miyatake.bw}@hitachi.com

**あらまし** 本報告では、特徴点を利用した指静脈認証方式について述べる。静脈画像は光源強度の変化により静脈と背景のコントラストが変動する。また、指の姿勢変化により輝度むらや輝度傾斜などが発生する。本論文では、このような静脈画像に対して輝度曲率を利用することによって、静脈の端点や分岐点、屈曲点など形状の変化点を特徴点として抽出する。実験により、本手法が従来手法よりも輝度の変化に対する高い頑健性を示した。また、個人認証システムに適用した結果、等価エラー率は 0.0084%であった。

**キーワード** 指静脈, 個人認証, 特徴点抽出, 輝度曲率

## 1. はじめに

情報化社会の発展による個人情報や資産を安全に保守、管理する必要性の高まりに伴い、個人認証技術の需要が拡大している。特に、従来の鍵やパスワードを利用する代わりに、個人の身体的特徴を用いるバイオメトリクス認証が注目されている。

指紋、虹彩、顔、音声、静脈などの生体特徴に基づく様々なバイオメトリクス認証技術が提案されているが、本研究では指の静脈を利用した個人認証技術に着目する。指静脈認証技術は指の手のひら側の皮下に存在する静脈の形状(静脈パターン)を利用する。指静脈は指ごとに静脈パターンが異なることが知られている[1]。また、静脈という体内に存在する情報を利用するため、目視によって確認することが難しく、偽造が困難であるという利点がある。これらの優位点があるため、指静脈認証は入退室管理や PC ログイン、ATM など様々な分野で用いられている。

指静脈認証に用いる静脈画像は、指に透過させた赤外光を撮影することで獲得できる。一般的な認証システムは、静脈画像から特徴を抽出する特徴抽出処理、そして抽出した特徴同士の相関を求める照合処理からなる。

特徴抽出処理では、指静脈画像の中から輝度むらやノイズの影響を受けにくい特徴の抽出を行う必要がある。文献[2],[3]などの提案手法がある。

照合処理では、指の姿勢や位置が異なると、非剛体である指の内部に存在する静脈パターンが歪んだ状態で撮像されるため、物体の形状歪みにロバストな照合方式が必要である。そのような照合方式として特徴点照合がある。特徴点照合方式は、特徴点ごとに独立して対応する特徴点の探索が可能のため、物体形状の歪みにロバストである。本論文では、特徴点照合を利用した指静脈認証方式について述べる。

以下、2. では生体認証に特徴点照合を利用した関連研

究について述べ、3. では特徴点照合を個人認証に適用したときの流れと課題について述べ、4. では提案する特徴点の抽出方法と照合方法について述べる。5. では提案手法の評価実験および結果を述べる。

## 2. 関連研究

生体認証において特徴点を利用した照合方式は、指紋認証におけるマニューシャ方式がよく知られている。マニューシャとは、指紋線の切れ目である端点や分岐点のことであり、特徴点の位置や指紋線の方向、特徴点間の関係性などを利用して認証を行う。

静脈認証にマニューシャ方式を適用した手法として[4],[5]がある。L.Wangら[4]は手の甲の静脈画像から、Chengら[5]は指の静脈画像から特徴点を抽出し、特徴点群同士の類似度を MHD (Modified Hausdorff Distance) [6]により計算し、認証を行う。また、Y.Wangら[7]は手の甲の静脈の認証において、SIFT [8]を利用している。抽出した全特徴点数と、照合によって対応付けられた特徴点の数の比率に基づいて認証を行う。

マニューシャ方式を用いる従来手法[4],[5]はいずれも、静脈パターンを二値化により抽出し、そのパターンから分岐点や端点を抽出している。静脈の撮影においては、光源強度の変化や指、手の姿勢変化に伴う画像の輝度変化により、連続する静脈の一部が途切れた状態で撮影されることがある。この場合、静脈の分岐点が抽出できない。また、途切れて撮影された静脈パターンを補完する処理を行うと、本来離れていた静脈線同士が連結して、誤った位置で分岐構造ができてしまう。

SIFT は画像中のコーナー部及びエッジ部から特徴点の抽出を行う。また、回転やスケール変化に頑健という特長がある。しかし、静脈画像は静脈と背景の境界付近のコントラストが小さく、輪郭付近の特徴点を安定に抽出することが困難である。

そこで、本研究では、指静脈画像の性質に着目し、輝

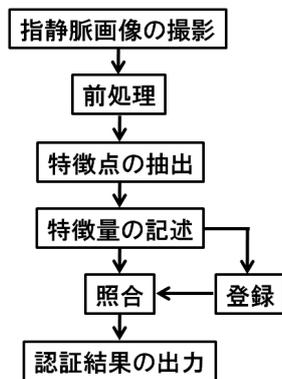


図 1 個人認証処理の流れ



(a) 指静脈撮像装置

(b) 指静脈画像

図 2 指静脈撮像装置 (a) と指静脈画像の例 (b)

度曲率を用いることにより輝度の変化にロバストな特徴点抽出手法を提案し、指静脈認証に適用する。本手法は、比較的輝度の変化が小さい静脈上の端点や分岐点だけでなく、屈曲点などの血流の方向が変化する位置から特徴点を抽出することができる。

### 3. 特徴点照合による指静脈認証

本章では、特徴点照合を利用した個人認証の処理手順を述べ、次に特徴点照合方式を指静脈認証に適用する場合の課題について述べる。

#### 3.1 個人認証の流れ

図 1 に本手法における個人認証処理の流れを示す。以下、各処理の説明を行う。

- 指静脈画像の撮影

図 2 (a) に示すような、撮影装置を用いて指静脈画像を撮影する。手の甲側から手のひら側に向けて指に赤外光を透過し、透過光をカメラで撮影する。指静脈中のヘモグロビンがこの赤外光を吸収するため、指表面近くに張り巡らされた静脈がカメラに投影され、静脈は暗い影の線となって現れる (図 2 (b))。指先が左側に、指の根元が右側に撮影されている。静脈画像は各画素の値が 0 から 255 の輝度値で表される濃淡画像である。本手法の評価に用いるデータは、画像サイズ 640×480 画素 (横×縦) である。

- 前処理

撮影した静脈画像はノイズを多く含み、背景と静脈のコントラストが小さい領域が存在する。そのため、原画

像のままでは本来、抽出すべきでない位置から特徴点を誤って抽出する可能性が高い。そこで、特徴抽出の前処理として、画像を平滑化してノイズを除去し、かつ静脈を強調してコントラストを高める。

- 特徴点の抽出

前処理後の静脈画像から特徴点の抽出を行う。

- 特徴量記述

抽出した各特徴点について、特徴点の周辺画素の輝度を利用して特徴量を計算する。

- 特徴点の照合

入力された指静脈画像から抽出した特徴点 (入力特徴点) と予め登録してある指静脈画像の特徴点 (登録特徴点) を照合する。

- 認証結果の出力

入力特徴点と登録特徴点の照合結果として算出される一致率に基づいて認証結果を出力する。

### 3.2 課題

特徴点照合処理を個人認証に適用する場合の課題は以下の 2 つである。

- 特徴点抽出のロバスト性

- 特徴点の識別性能の高さ

(1) については、静脈画像は光源強度の変動や指の姿勢変化により輝度が変わるため、常に同じ濃淡画像を撮影できるとは限らない。特に、画像が暗く輝度が小さい場合は静脈と背景のコントラストが小さくなり、安定した特徴点抽出が困難である。したがって、輝度変化に対してロバストに静脈画像から特徴点を抽出することが、個人認証に適用するためには必要である。

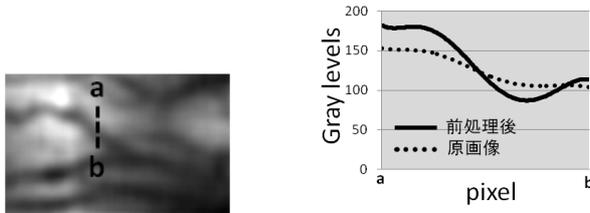
(2) については、特徴点同士の照合の際に、他の特徴点と区別して正しく対応付けを行うためには、特徴点が高い識別性を持つ必要がある。静脈の存在しない位置や、直線状に流れる静脈のエッジ上から抽出した特徴点は同様の特徴を持つ点が他にも多く存在し、かつ特異的な輝度変化がないため正しく対応付けを行うことが困難である。したがって、静脈の端点や分岐点、屈曲点などの他の特徴点と区別することが可能な識別性能の高い特徴点を抽出することが必要となる。

### 4. 特徴点の抽出と照合方法

本章では、輝度の変化にロバストな特徴点の抽出方法および特徴点同士の照合方法について述べる。

#### 4.1 前処理

原画像のままでは静脈と背景のコントラストが小さく、ノイズも含んでいるため、特徴点の検出が困難である。そこで、特徴点を抽出するための準備として、静脈を強調して背景とのコントラストを大きくし、かつノイズを抑制するための前処理を行う。静脈強調画像  $E$  の生成方法は以下の通りである。まず、原画像に対して  $T \times T$  の



(a) 強調画像 (b) 輝度プロファイル

図3 静脈強調画像と輝度プロファイル

大きさの窓サイズを持つマスクのフィルタリングを行い、輝度平均画像  $N_{AVR}$  および輝度加重平均画像  $W_{AVR}$  を作成する。ノイズ抑制のための輝度平均画像に対して、加重平均画像は静脈領域の輝度変化を強調するためのものである。輝度平均画像と輝度加重平均画像の差分をとると、輝度変化の大きい静脈領域では差分が大きくなり、輝度変化の少ない平坦な領域では差分がほとんど生じない。従って、差分を増幅して輝度平均画像  $N_{AVR}$  に足し合わせることで、平滑化画像の中の輝度変化の大きい静脈領域を選択的に強調することができる。式 (1) において、 $\alpha$  は強調の度合いを決定するパラメータである。

$$E = (N_{AVR} - W_{AVR}) * \alpha + N_{AVR}. \quad (1)$$

図 2(b) の静脈画像に本処理を適用した結果を図 3(a) に示す。また、図 3(b) は図 3(a) の破線上の a から b に向かう方向の輝度プロファイルである。原画像と前処理後の輝度プロファイルと比較すると、前処理後のほうが静脈と背景の輝度コントラストが大きい。

## 4.2 特徴点の抽出

前処理により静脈領域を強調した画像から特徴点を抽出する。従来手法 [4], [5] は、いずれも生成した二値の静脈パターンを元に、分岐点や端点を抽出する。

光源強度の変化や指の姿勢変化に伴う画像の輝度値の変化により、撮影した静脈が不連続に二値化される場合、誤った位置から特徴点を抽出したり、特徴点の抽出漏れが生じる。そこで、本手法では特徴点を抽出する際に、二値化を行わず濃淡画像から直接特徴点を抽出することで、二値化の失敗による特徴点の抽出漏れや誤抽出を防止する。

指静脈画像中において、静脈の血流と直交する方向の輝度プロファイルは、静脈上で下向きに窪むため (図 3(b))、輝度が極小となる位置が静脈となる。しかし、光源強度の変化や、指の太さの違いなどにより、画像全体に輝度傾斜や輝度むらが存在する場合は、正確に静脈領域を検出することが困難になる。そこで、輝度プロファイルから計算できる輝度曲率が極大となる位置を静脈領域とすることで、輝度傾斜や輝度むらに頑健な静脈抽出

が可能となる [3]。

そこで、本手法では前処理後の静脈画像に対して、輝度曲率を利用して特徴点を抽出する。ここで、指静脈画像を  $F$ 、画素  $(x, y)$  の輝度値を  $F(x, y)$  とすると、 $F(x, y)$  から得られる垂直方向の断面輝度プロファイル  $P_f(z)$  は以下のように定義できる。

$$P_f(z) = F(x, z), \quad (2)$$

ここで、 $z$  はプロファイル上の位置を表す。 $F(x, z) = f(z)$  としたとき、位置  $f(z)$  における曲率  $\kappa_f(z)$  は以下の式で求められる。

$$\kappa_f(z) = \frac{d^2 f(z)/dz^2}{\{1 + (df(z)/dz)^2\}^{3/2}}. \quad (3)$$

図 4 にいくつかの静脈形状の例を示す。灰色の曲線が静脈、双方向矢印は曲率を計算する方向を表している。図 4(a) において、方向 a のように輝度プロファイルが静脈と背景の境界部と交差するとき、輝度曲率の値は大きくなるが、方向 b のように血流方向に沿う方向では輝度の変動が小さいため、曲率が小さい。一方、図 4(b) のように静脈が分岐する位置では、あらゆる方向の輝度プロファイルが少なくとも一つの静脈の輪郭部と交差し、曲率の値が大きくなる。また、図 4(c) のように屈曲している位置においても、あらゆる方向の輝度曲率の値が大きい。これらの性質を利用することにより、静脈上の端点や分岐点、屈曲点からの特徴点抽出を行う。以下、提案する輝度曲率を利用した特徴点抽出手法について述べる。

[ステップ 1]: 最小曲率マップの生成

各画素  $(x, y)$  について、輝度プロファイルをもとに全方位の曲率  $\kappa_f(z_\theta)$  を求める。このとき、 $z_\theta$  は  $z_0$  を基準 (水平方向) とした角度  $\theta$  方向の輝度プロファイル上の位置を表し、 $\theta = 0 \sim \pi$  である。そして、画素  $(x, y)$  ごとに曲率が最小となる方向の曲率値を選択し、最小曲率マップ  $C_{min}$  を生成する。

$$C_{min} = \min\{\kappa_f(z_\theta), \theta = 0, \dots, \pi\}. \quad (4)$$

[ステップ 2]: 最小曲率マップからの特徴点抽出

図 5(a) に図 2(b) の静脈画像から生成した最小曲率マップを示す。各画素値は 0 から 255 に正規化してある。静脈上の分岐点や端点、屈曲点に近い位置ほど、最小曲率が大きい値となる。したがって、このマップ  $C_{min}$  上の値が周囲の位置よりも大きい位置、つまり極大となる位置を特徴点とする。図 5(a) の最小曲率マップから抽出した特徴点を図 5(b) に示す。これらの特徴点の位置は、比較的安定して撮影することができる静脈の中心線付近であるため、輝度の変動にロバストに抽出することが可能である。

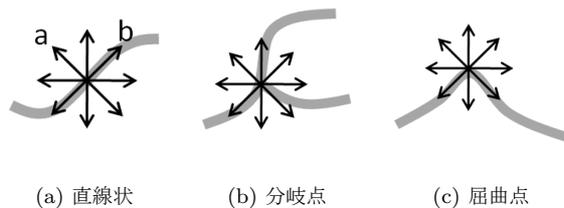


図 4 様々な位置における輝度曲率



(a) 最小曲率マップ (b) 抽出した特徴点

図 5 特徴点の抽出

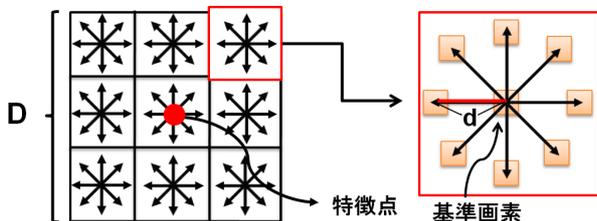


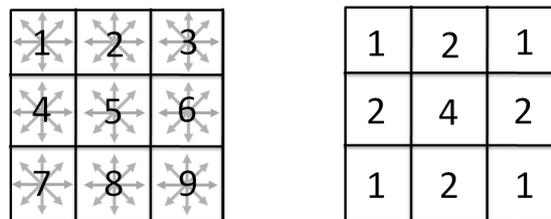
図 6 特徴量の計算

### 4.3 特徴量の定義

静脈画像を照合する際に特徴点同士の相関値を評価するために用いる特徴量を計算する。よく知られている特徴量の記述方法として、特徴点周辺の輝度勾配情報を利用する SIFT 特徴量 [8] がある。特徴点を中心とする周辺領域から輝度勾配ヒストグラムを計算し、128 次元の特徴量を記述する。指静脈画像は、輝度が緩やかに変化する濃淡画像である。したがって、局所的な狭い領域から算出した輝度勾配ヒストグラムを利用する SIFT 特徴量は不向きである。そこで、指静脈画像の緩やかな輝度変化に対応する輝度勾配ヒストグラムによる特徴量記述法を提案し、以下に詳細を示す。特徴点を中心とする  $D \times D$  画素からなる矩形領域を  $N \times N$  の領域に分割し、分割後の小領域ごとに 8 方向の輝度勾配ヒストグラムを作成する。従って、ひとつの特徴点につき  $8 \times N \times N$  次元ベクトルの特徴量を持つことになる。各小領域の輝度勾配ヒストグラムは、小領域の中心に位置する画素を基準として、距離  $d$  だけ離れた 8 方向それぞれの画素との輝度値の差分を勾配として計算することにより得る (図 6)。図 6 は  $N$  が 3 のときの特徴量の計算の様子を表している。

### 4.4 特徴点照合

入力画像から生成した入力特徴点群と登録画像から生



(a) 分割領域番号 (b) 分割領域における重み  $W_n$

図 7 分割領域番号と領域に対応する重み

成した登録特徴点群を照合する際、全特徴点同士の対応付けを総当たりで行う。このとき、対応付けが成立した特徴点の数と、入力特徴点および登録特徴点の総数との比率により一致率を算出する。入力特徴点群の各特徴点は登録特徴点群の全ての特徴点との距離  $D$  を計算し、対応付けを行う。ここでの距離  $D$  とは、対応付けを行う 2 つの特徴点  $P_1, P_2$  の持つ  $dim = 8 \times N \times N$  次元の特徴量  $fd_{1n}, fd_{2n} (n = 1, \dots, dim)$  の重み付きユークリッド距離を表す。

$$D = \sqrt{\sum_{n=1}^{dim} W_n (fd_{1n} - fd_{2n})^2}, (W_n = 1 \text{ or } 2 \text{ or } 4). \quad (5)$$

重み  $W_n$  は図 7(a) のように、特徴量を求める際に分割した 9 つの各領域に対して (b) の値を重み  $W_n$  として与える。特徴点は最小曲率マップ  $C_{min}$  において、周辺画素よりも大きな値を持つため、特徴点付近において特異性が高く、識別性も高いと考えられる。したがって、特徴点の所属する分割領域番号 5 に最も大きな重みを与え、特徴点の位置を中心とした近さ (距離) に応じて重みを 2, 1 と決定する。

入力特徴点群の任意の点  $P_1$  と全ての登録特徴点を比較し、最も距離  $D$  が近い登録特徴点群の中の点  $P_2$  との距離を  $D_0$  とし、2 番目に近い点との距離を  $D_1$  とする。点  $P_1$  が点  $P_2$  と対応するための条件は以下の通りである。

$$D_0 < D_1 * TH_1, \quad (TH_1 : 0 \sim 1.0). \quad (6)$$

ここで  $TH_1$  の値が小さいほど、ユニーク性が高い点  $P_1$  と点  $P_2$  の対応付けが成立する。全入力特徴点の対応付けを行い、入力特徴点および登録特徴点の総数をそれぞれ  $n_1, n_2$  とし、対応付けられた点对の数を  $m$  としたときの入力特徴点と登録特徴点の一致率  $R_m$  を以下の式により計算する。一致率が事前に設定した閾値を上回る場合に、入力データと登録データが同一人物であると判定する。

$$R_m = \frac{2m}{n_1 + n_2}. \quad (7)$$

## 5. 実験

本論文で提案する特徴点照合手法の性能の評価実験とその結果を述べる。はじめに、特徴点抽出のロバスト性の評価実験について述べる。次に、本手法を個人認証に適用することを想定し、多数の指静脈画像を利用した本人と他人を識別する性能の評価実験について述べる。

### 5.1 特徴点抽出のロバスト性評価実験

提案手法により、輝度の変化にロバストに特徴点が抽出できているかを調べるため、連続撮影した静脈画像から抽出する特徴点の位置変動の評価実験を行う。実験には、基準となる光源強度（基準光量  $L_b$ ）と、基準光量  $L_b$  に対して光量値を 25% 変動させた  $L_l$  および  $L_u$  の 3 つの光量値を用いる。評価に用いる静脈画像は、基準となる光源強度（基準光量  $L_b$ ）から、光量値を  $L_l$ ,  $L_u$  に変動させて連続撮影を行う。基準となる光量  $L_b$  で撮影する静脈画像を連続画像の初期フレームとする。この初期フレーム画像から抽出した特徴点（点数  $N_1$ ）が  $n$  フレーム目の画像からどの程度ロバストに同じ位置から抽出できるかを評価する。この評価に際し、提案手法と 2 つの従来手法との比較を行った。1 つ目はマニューシャによる手法であり、輝度曲率を用いて抽出した二値の静脈パターンを細線化し、端点と分岐点を特徴点とする。2 つ目は SIFT による特徴点抽出手法であり、DOG (Difference of Gaussian) 画像のスケール空間において極値となる位置から特徴点を抽出する。

以下に実験の手順を示す。この手順を連続する  $n$  フレームの静脈画像に対して行う。今回は  $n = 11$  とした。静脈が鮮明に撮影できる光源強度を基準光量  $L_b$  とする。

[手順 1] 基準光量下で初期フレーム画像を獲得する。

[手順 2] 基準光量  $L_b$  から  $L_l, L_b, L_u, L_b, \dots (L_l < L < L_u)$  のように光源強度を変動させながら 2 フレーム目以降の静脈画像を獲得する。

[手順 3] 初期フレーム ~  $n$  フレーム目の画像において、提案手法および従来手法を利用して特徴点抽出を行う。

[手順 4] 初期フレーム画像から抽出した特徴点（点数  $N_1$ ）が 2 フレーム目以降の画像においても抽出される数  $M$  を目視で確認する。 $n$  フレーム目の画像から抽出した特徴点数を  $N_n$  とする。

[手順 5] フレーム間の特徴点同士の一致率を 4.4 の (7) 式を利用して算出する。このとき、(7) 式の  $m$  が  $M$ ,  $n_1$  が  $N_1$  として  $n_2$  が  $N_n$  に対応する。

本実験の結果を図 8 に示す。横軸は撮影したフレーム数と光源の光量値である。(+) と (-) はそれぞれ、光量値  $L_u, L_l$  を表す。奇数フレームの光量値は基準光量  $L_b$  である。縦軸は上記の手順 1~5 を 5 回繰り返して行い、算出した各フレームにおける一致率の平均である。

全フレームにわたって提案手法が最も高い一致率を示しており、かつ光量値の変動による輝度変化に対しても

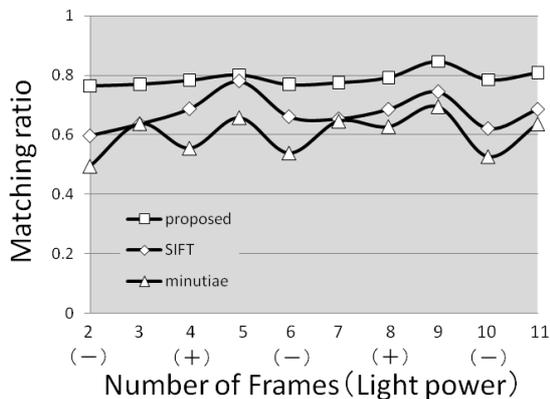


図 8 特徴点抽出の輝度変化に対するロバスト性評価

表 1 一致率の変動評価

	平均	分散	最大変動幅
提案	0.789	0.000532	0.0809
SIFT	0.674	0.00278	0.185
マニューシャ	0.601	0.00399	0.200

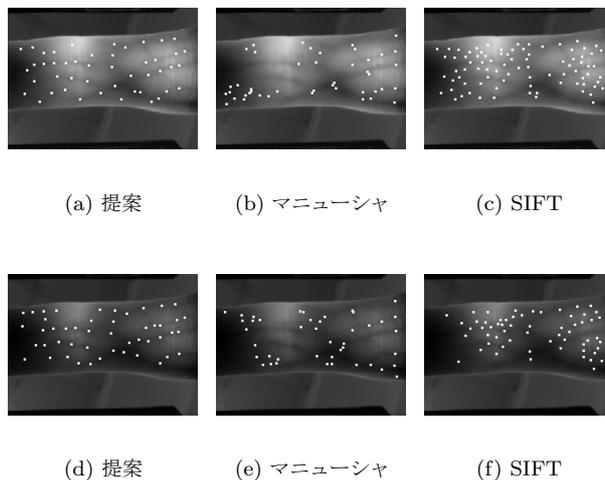


図 9 初期フレーム画像 (光量値  $L_b$ ) と光量値  $L_l$  のときの静脈画像から抽出した特徴点

一致率の変動が小さい。特に、光量値  $L_l$  (フレーム数 2, 6, 10) のとき従来手法はいずれも一致率が大きく低下しているが、提案手法は一致率の変動が非常に小さい。

表 1 に連続する 10 フレームにおける一致率の平均、分散および最大変動幅を示す。提案手法が最も平均一致率が大きく、分散は最も小さい。最大変動幅も 3 つの手法の中で最も小さく、提案手法が輝度変動に対してロバストであることを示している。

また、照明変動による特徴点抽出例を図 9 に示す。この図からも光量が少なく静脈と背景のコントラストが小さいときでも提案手法が同じ位置から特徴点を多く抽出しており、優位性が確認できる。

### 5.2 識別性能評価実験

本手法により抽出した特徴点の識別性能を調べるため、

本人間, 他人間の照合結果の分布を評価する実験について述べる.

本実験では, 被験者 539 人分の指静脈画像を用い, 提案手法と実験 4.1 と同様に 2 つの従来手法に対して評価実験を行った. 従来手法の特徴点の抽出は実験 4.1 同様に行い, 全ての特徴点の持つ特徴量は 3.3 で定義した特徴量を用いる. 実験の流れを以下に示す.

[手順 1]: 各被験者につき, 1 枚の指静脈画像を撮影して登録データを獲得する.

[手順 2]: 各被験者は, 上記の指を再び提示して静脈画像を撮影して入力データを獲得する.

[手順 3]: 539 指について, 上記の登録および入力データを収集する.

[手順 4]: 全登録データの画像から登録特徴点を, 全入力データの画像から入力特徴点を生成する.

[手順 5]: 本人同士, 他人同士の総当たり照合を実施する.

本人同士は 539 件, 他人同士の照合は  $539 \times 538$  件の照合を行う.

上記の手順 5 における照合の結果として得られる一致率をもとに認証精度の評価を行う. 本実験の結果を図 10 に示す. この図は一致率の出現頻度分布 (ヒストグラム) を表し, 横軸が一致率, 縦軸が出現頻度であり, 左側の分布の山が本人, 右側が他人を表す. いずれの手法においても本人間, 他人間の両分布は 2 つに分離し, 個人認証が可能であることがわかる. 提案手法および SIFT を利用した従来手法は実測値では, 本人の分布と他人の分布が重なり合う件数が 0 件であるため, 手法間の比較ができない. そこで, 推定認証精度を求めた上で, 比較を行う. 推定認証精度の算出方法は以下の通りである.

まず, 同一指同士の一致率の出現頻度分布 (ヒストグラム) を, 実験母数の小さな場合に用いられる一般的な統計近似方法の中から, 実測値と最もフィットする (誤差の二乗和が最小) 対数正規分布を選択して近似し, 別指同士の出現頻度分布は同様の判断により正規分布に近似した. 推定認証精度の評価指標として等価エラー率 (EER; Equal error rate) を用いる. 等価エラー率は他人受入率 (FAR ; False Acceptance Rate) と本人拒否率 (FRR ; False Rejection Rate) が等しいときのエラー率である.

提案手法では EER が 0.0084%, マニューシャ方式は 0.45%, SIFT を用いた場合は 0.042% となった. これらより, 提案手法による特徴点抽出を適用した個人認証が最も認識率が高く, 高い有効性を示した.

## 6. ま と め

輝度の変化にロバストに指静脈画像から特徴点を抽出し, 個人認証システムに適用する手法を提案した. 実験の結果, 提案する特徴点抽出手法の輝度変化に対する高いロバスト性を示した. また, 提案手法を個人認証に適用

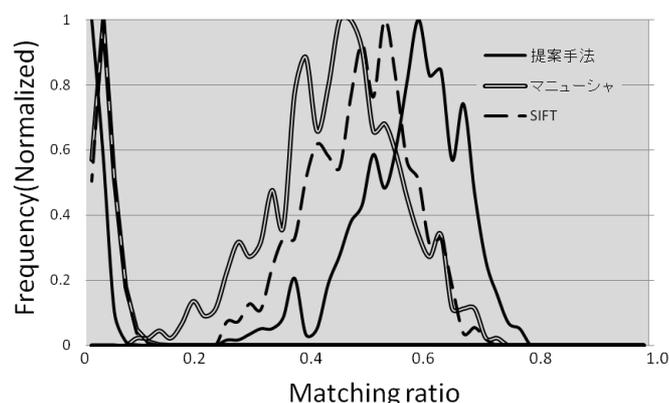


図 10 一致率の出現頻度分布

した場合の認証精度は等価エラー率 EER が 0.0084% であり, 従来の特徴点抽出手法を用いた認証結果よりも高い性能を示した.

今後の課題は, 特徴点の識別性をより高めるための特徴量の開発や, 特徴点照合アルゴリズムの開発などである. また, 実運用を考慮した認証システムの処理速度の高速化も課題である.

## 文 献

- [1] T. Yanagawa, S. Aoki and T. Ohyama, "Human finger vein images are diverse and its patterns are useful for personal identification, " MHF Preprint Series, pp. 1-8, December 2007.
- [2] N. Miura, A. Nagasaka, and T. Miyatake, "Feature Extraction of finger-vein patterns based on repeated line tracking and its Application to Personal Identification, " Machine Vision and Applications, Vol. 15, No. 4, pp. 194-203, IAPR, 2004.
- [3] N. Miura, A. Nagasaka, and T. Miyatake, "Extraction of Finger-Vein Patterns Using Maximum Curvature Points in Image Profiles, " IEICE Trans. Inf. Syst. E90-D(8), 1185-1194, 2007.
- [4] L. Wang, G. Leedham, D.Y Cho, "Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics, " Pattern Recognition, vol. 41, Issue 3, pp.920-929, March 2008.
- [5] C. Yu, H. Qin, L. Zhang, Y. Cui, "Finger-vein image recognition combining modified hausdorff distance with minutiae feature matching, " J. Biomedical Science and Engineering, vol.2, No.4, pp.261-272, August 2009.
- [6] M.P. Dubuisson, A.K. Jain, "A modified Hausdorff distance for object matching, " in Proc. 12th Int. Conf. Pattern Recognition, pp. 566-568, Jerusalem, Israel, October 1994.
- [7] Y. Wang, D. Wang, T. Liu, X. Li, "Local SIFT analysis for hand vein pattern verification, " Proc. SPIE, vol. 7512, Issue 1, pp.1-8, November 2009.
- [8] D.G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints, " Int. J. Comput. Vis., vol.60, no.2, pp.91-110, January 2004.