

H-030

## 回転変化を許容する非接触型指紋認証 Non-contact Type Fingerprint Recognition System Allowing for Rotation Change

西沢 和夫† 大石 昌稔† 中村 清実† 高野 博史†  
Kazuo Nishizawa Masatoshi Ooishi Kiyomi Nakamura Hironobu Takano

### 1. はじめに

情報化社会の急激な発展につれて、セキュリティに関する要求が高まり、バイオメトリクスを用いた個人認証システムの開発が盛んに行われている。なかでも指紋を用いたバイオメトリクス認証技術は早期に製品化され安定した成果をあげている。

現在、指紋認証装置には様々なタイプが存在するが、そのほとんどが指紋画像取得の際に機器への接触を要するため、センサ表面や指表面の状態により入力画像の質が低下するという問題がある[1]。この問題を解決するために非接触型の指紋認証装置が開発されている[1]。しかし非接触の指紋認証では画像入力時に回転変化が生じた場合、認証に時間がかかる問題がある。そこで、回転変化を高速に補正できる回転拡散型ニューラルネット（回転拡散ネット）[2]を用いた指紋認証装置を開発した。

### 2. 回転拡散型ニューラルネットを用いた指紋認証システム

#### 2.1 システムの概要

本システムでは、まず、デジタルカメラで指紋画像を取得する。その画像にLoG (Laplacian of Gaussian) フィルタを施して隆線を抽出する。次に、物体の位置を不変にするために高速フーリエ変換を施す。これを極座標変換し、回転拡散ネットに入力し、拡散パターンベクトル  $V$  を得る。この拡散パターンに方位記憶行列を作用させることによって、方位認識ニューロン出力を得る。方位記憶行列は直交学習によって求められる。得られた方位認識ニューロン出力からポピュレーションベクタ法[2]を用いて方位認識を行う。また、形状認識は登録時と認証時のそれぞれの拡散パターンベクトル  $V_L$  と  $V_R$  のユークリッド距離を用いて行う。

#### 2.2 LoG フィルタ

LoG フィルタは式 (1) で表わされる。 $\sigma$  はガウス関数の標準偏差であり、 $\sigma$  より十分小さなスケールが一掃される。ここでは  $\sigma=0.225$  とした。LoG フィルタはガウシアンの後、二次微分を施すためノイズを抑えたエッジ検出が可能である。図1に元画像を、図2にLoGフィルタ処理を施した結果を示す。

$$\nabla^2 G(\gamma) = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{\gamma^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\frac{\gamma^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$



図1 元画像 図2 LoGフィルタ処理後画像

#### 2.3 高速フーリエ変換

FFT は以下に示す特徴を持つ。

(1) 置き換え (Translation) 特性

任意の離散関数  $f(x,y)$  の FFT 関数を  $F(\omega_x, \omega_y)$  と定義したとき、FFT 関数の絶対値  $|F(\omega_x, \omega_y)|$  は  $f(x,y)$  の 2 次元的な変化に対して不変である。

(2) 回転 (Rotation) 特性

関数  $f(x,y)$  に対して 2 次元的な移動に対して不変に回転情報を持つ  $|F(\omega_x, \omega_y)|$  が求められる。すなわち、回転角が等しければ 2 次元位置不変なパターンを生成できる。

以上より、FFT を用いて、入力パターンから位置不変に物体の回転情報と形状情報を取り出すことができる。

本研究で用いる入力パターン  $Z$  は  $256 \times 256$  pixels の指紋画像である。この入力パターン  $Z$  に対して FFT を施す。ここで、 $Z(x,y)$  は入力パターンの  $xy$  座標上の点  $(x,y)$  の画素値である。FFT によって得られた  $F(\omega_x, \omega_y)$  の各複素数要素に対して絶対値を求めることによって得られる FFT パターン  $H(\omega_x, \omega_y)$  を式 (3) に示す。生成した FFT パターンの例を図3に示す。

$$F(\omega_x, \omega_y) = \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} Z(x,y) \exp\left(-\frac{2\pi jy\omega_y}{256}\right) \exp\left(-\frac{2\pi ix\omega_x}{256}\right) \quad (2)$$

$$H(\omega_x, \omega_y) = |F(\omega_x, \omega_y)| \quad (3)$$

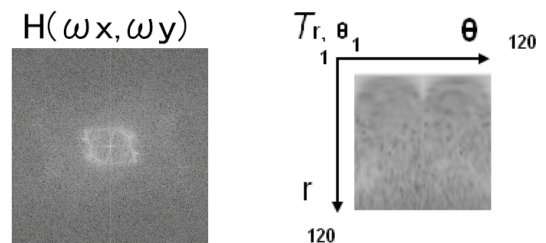


図3 FFTを施した指紋画像 図4 変換画像

#### 2.4 変換画像

学習および想起には FFT を施した画像を回転拡散ネットに入力する。この FFT 画像を一定の半径と角度ごとに極座標に変換し、作成された画像を変換画像と呼ぶことにする。変換画像の例を図4に示す。変換画像  $T_{r,\theta}$  は式 (4) を用いて行う。ここで、 $H(\omega_{x_{ij}}, \omega_{y_{ij}})$  は直交座標系における画素値、 $T_{r,\theta}$  は極座標系  $(r, \theta)$  における画素値であり  $r, \theta$  ともに 1~120 の値をとる。

計算機上の画素値は 0~255 の値で、各画素の配置は格子上で離散的である。そこで、極座標  $(\Omega, \Theta)$  に対応する直交座標  $(\omega_x, \omega_y)$  上の点を求めるために線形補間を用いる。

†富山県立大学大学院 工学研究科

Graduate School of Engineering, Toyama Prefectural University

$$T_{r,\theta} = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 H(\omega_{x_{ij}}, \omega_{y_{ij}}) \quad (4)$$

$$\begin{cases} \omega_{x_{ij}} = \Omega \cos \Theta, \omega_{y_{ij}} = \Omega \sin \Theta \\ \Omega = \left\{ (r-1) + \frac{i}{3} \right\} \times \frac{45}{120} \\ \Theta = \left\{ (\theta-1) + \frac{j}{3} \right\} \times 3 \end{cases}$$

### 2.5 拡散パターンの生成

拡散パターンの生成はまず、変換画像に周期的ガウス関数  $F_s(x)$  で表わされる拡散ウェイト  $G_{d,\theta}$  を掛け合わせ、 $S_{d,r,\theta}$  を得る。更に、これを  $\theta$  方向に加算し、拡散パターンベクトル  $V^{(r)}$  を得る。

### 3. 方位認識方法

回転拡散ネットの方位認識法として、30個の方位認識ニューロン出力  $\mathbf{YO} = [YO_1, \dots, YO_{30}]^T$  の連続なスペクトルを合成し、認識パターンの方位を認識するポピュレーションベクタ法を用いる。各方位認識ニューロン出力  $YO_i$  は、最適な反応方位を示す特性方位  $\phi_i$  を持ち、反応の大きさは、この特性方位を向いたベクトルの長さで表す。各方位認識ニューロンの特性方位  $\phi_i$  は式(5)で表され、式(6)及び式(7)によりポピュレーションベクタ方位  $\phi$  を求め、 $\phi$  を認識パターンの回転方位とする。

$$\phi_i = \frac{2\pi}{30} \times (i-1) \text{ [rad]} \quad (5)$$

$(i = 1, 2, \dots, 30)$

$$x = \sum_{i=1}^{30} YO_i \cos \phi_i, \quad y = \sum_{i=1}^{30} YO_i \sin \phi_i \quad (6)$$

$$\phi = \tan^{-1} \left( \frac{y}{x} \right) \quad (7)$$

### 4. 形状認識方法

形状認識は回転拡散ネットにより生成される拡散パターンを特徴ベクトルとして用いる。形状認識の判定基準として式(8)で示すユークリッド距離を用いる。

$$d = \|\mathbf{V}_L - \mathbf{V}_R\| \quad (8)$$

ここで、 $\mathbf{V}_L$  は登録時に生成された拡散パターンである。また、 $\mathbf{V}_R$  は認証時に方位補正を行い生成された拡散パターンである。式(8)で表されるユークリッド距離  $d$  は、正規化された拡散パターンを使用しているため  $0 \leq d \leq 2$  の範囲の値をとり、最小である 0 で最も類似度が高い。

### 5. 指紋認証実験

回転拡散ネットを用いて方位及び形状認識特性を調査した。被験者 6 人から右人差し指、中指を 2 枚ずつ、合計 24 枚の指紋をデジタルカメラで撮影し取得した。

方位認識は画像処理で回転した画像を入力して行った。認証時の入力画像は登録と同じ指で、異なるタイミングで撮影したものを用了。方位認識特性を図 5 に示す。横軸は入力方位、縦軸は認識方位を表わしている。また、図中

シンボルに付した縦線は標準偏差である。認識方位の平均誤差±標準偏差は  $-0.15^\circ \pm 2.3^\circ$  であった。

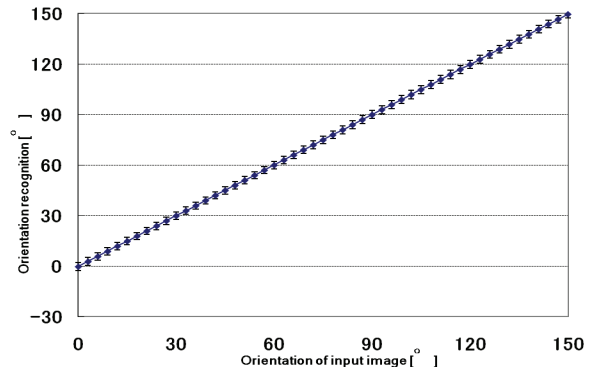


図 5 方位認識特性

形状認識特性を他人受入率 FAR と本人拒否率 FRR の交点の等誤り率 EER で評価する。本人-本人認証は、同じ人物の時間差のある指紋画像  $A$  と  $A'$  の認証を行った。人差し指は人差し指と、中指は、中指と認証を行い、組み合わせは  $2 \times 6$  通りである。また、本人の異なる指は他人として認証を行う。本人-他人認証は本人の画像  $A$  と他人の画像  $B$  の照合  $24 \times 22$  通りの組み合わせを調査した。ユークリッド距離が閾値以下なら本人、閾値以上なら他人とする。形状認識特性を図 6 に示す。縦軸は誤り率、横軸は形状判定閾値を示す。判定閾値が 0.25 のとき EER が 5% となった。

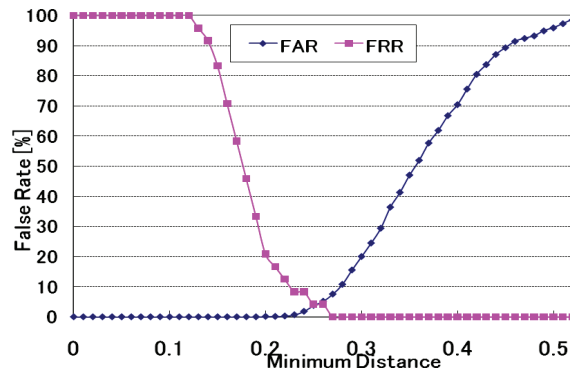


図 6 形状認識特性

### 6. まとめと今後の課題

回転拡散ネットを用いた非接触型指紋認証装置の開発を行い、方位及び形状認識特性を調査した。認識方位の平均誤差±標準偏差は  $-0.15 \pm 2.3^\circ$  であり、EER は 5% であった。今後の課題としてサンプル数を増やし精度を向上させることなどが挙げられる。

#### 参考文献

- [1] K. Torii and N. Okamoto, "The Principal line extraction method for non-contacting fingerprint authentication", The Journal of the Institute of Image Information and Television Engineers, Vol.59, NO.7, pp.1001-1010, 2005.
- [2] K. Nakamura and S. Miyamoto, "Rotation size and shape recognition by a spreading associative neural network", IEICE Transactions on Information and Systems, Vol.E84-D, No.8, pp1075-1083, 2001.