

## 中心点に着目した指紋画像の一分類法

伊藤伸一郎 金岡泰保 浜本義彦 富田真吾

山口大学工学部

あらかし 指紋自動識別システムは実用化されているが、照合効率という点ではまだ多くの問題が残されている。この問題の解決法として、指紋の分類が考えられている。これはあらかじめ指紋画像を隆線の形状によって複数個のクラスに分類しておくことにより、すべての指紋画像と照合する必要がなくなるため照合効率が向上するという長所を有する。本論文ではまず指紋の中心点を抽出し、その中心点を基に隆線の追跡を行い、特徴抽出と分類を交互に行うことにより、指紋画像をWhorl、Arch、Right Loop、Left Loopの4クラスに分類する手法を提案する。最後にシミュレーション実験を行い、本手法の有効性を検討する。

## An Algorithm for Classification of Fingerprints based on the Core

Shinichiro ITO Taiho KANAOKA Yoshihiko HAMAMOTO Shingo TOMITA

Yamaguchi University  
Ube, 755

Abstract An Algorithm for classification of fingerprints is proposed. First, the core is extracted from a fingerprint. Next, by tracing the ridge based on the core, we extract the features concerning the ridge. Last, using the features, we classify fingerprints into four classes : whorl, arch, right loop, and left loop. From experimental results, we show that the proposed algorithm works well in terms of the accuracy of classification.

## 1. まえがき

近年、指紋自動識別システムが実用化されているが、膨大な数にのぼる指紋画像に対する照合効率という点ではまだ多くの問題が残されている。現在の識別システムにおいて、照合効率を向上させるため指紋の分類が考えられている。これはあらかじめ指紋画像を隆線の形状によって複数のクラスに分類するもので、すべての指紋画像と照合する必要がなくなるため照合効率が向上するという長所を有する。

従来提案されてきた分類法として、隆線の流れに注目した手法<sup>(1)-(4)</sup>、中心(core)と三角州(delta)の位置関係を利用した手法<sup>(5)</sup>などがある。しかしながら、精度の高い分類法は確立されていない。

本論文では512×512画素の細線化された指紋画像<sup>(7)</sup>を対象とし、まず指紋の中心点を抽出し、その中心点を基に隆線の追跡を行い、特徴抽出と分類を交互に行うことにより、指紋画像を図1に示す渦状紋(Whorl)、弓状紋(Arch)、蹄状紋(Right Loop、Left Loop)の4クラスに分類する手法を提案する。2.で中心点抽出法を述べ、3.でWhorlと他のクラスの分類法、4.でArchとLoopの分類法、5.でRight LoopとLeft Loopの分類法を提案する。6.でシミュレーション結果を述べ本手法の有効性を検討する。

## 2. 中心点の抽出

これまで指紋画像の処理として走査線と交わる隆線数に着目した手法<sup>(6)</sup>が報告されている。一般に中心点を通る走査線は隆線との交点数が最も大きくなる。本手法ではこの交点数に着目して中心点の抽出を行う。

図2に示すようにまず中心点の初期値 $C(C_x, C_y)$ を設定する。ここで、初期値は $(C_x, C_y) = (256, 256)$ とする。いま、図3、図4に示すように小領域 $S_a$ 、 $S_b$ を設定し、各小領域を通る走査線 $m_1(x_a)$ 、 $m_2(y_a)$ 、 $m_3(x_b)$ 、 $m_4(y_b)$ を考える。それぞれの小領域において走査線と交わる隆線の交点数を

- $n_1(x_a)$ : 小領域 $S_a$ における $m_1$ と隆線の交点数
- $n_2(y_a)$ : 小領域 $S_a$ における $m_2$ と隆線の交点数
- $n_3(x_b)$ : 小領域 $S_b$ における $m_3$ と隆線の交点数
- $n_4(y_b)$ : 小領域 $S_b$ における $m_4$ と隆線の交点数

とする。それぞれの最大値 $n_{1max}$ 、 $n_{2max}$ 、 $n_{3max}$ 、 $n_{4max}$ を求め、更に次式を満たす $x_a$ 、 $y_a$ 、 $x_b$ 、 $y_b$ を求める。



Whorl Arch Right Loop Left Loop  
図1 分類のクラス

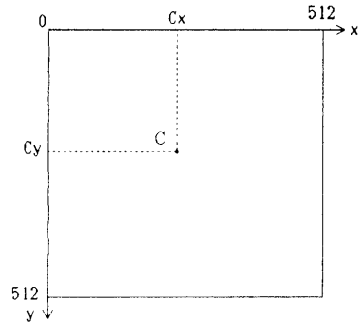


図2 中心点Cの初期設定

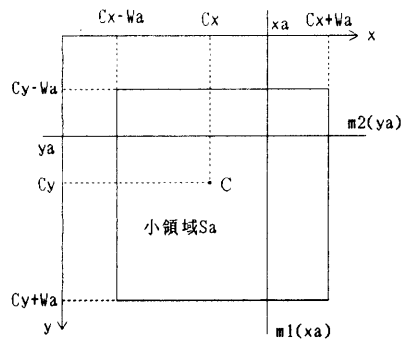


図3 小領域 $S_a$

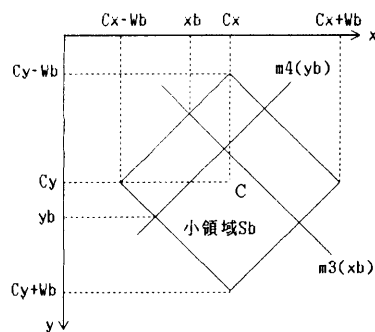


図4 小領域 $S_b$

$$n_1(xa) \geq t_1 n_{1max} \quad (1)$$

$$n_2(ya) \geq t_1 n_{2max} \quad (2)$$

$$n_3(xb) \geq t_1 n_{3max} \quad (3)$$

$$n_4(yb) \geq t_1 n_{4max} \quad (4)$$

ここで  $t_1$  はあらかじめ定めた定数である ( $0 \leq t_1 \leq 1$ )。一般に式(1)~(4)を満たす  $x_a$ 、 $y_a$ 、 $x_b$ 、 $y_b$  は複数存在する。そのため  $x_a$ 、 $y_a$ 、 $x_b$ 、 $y_b$  の

$$Cx = (Cxa + Cxb) / 2 \quad (5)$$

$$Cy = (Cya + Cyb) / 2 \quad (6)$$

として中心点  $C(Cx, Cy)$  の更新を行う。次に  $W_a$ 、 $W_b$  を前段階より小さくして小領域  $S_a$ 、 $S_b$  を再設定し、同様な操作で中心点の更新を行う。

以上の操作を  $k$  回繰り返すことによって最終的な中心点  $C$  を求める。

### 3. Whorl と他クラスの分類

図5に示すように、中心点を通る直線上に中心点をはさんで2個の始点を考え、ある距離だけ隆線を追跡する。一般にWhorlについては、中心点を通る直線を境界として同じ側に存在する2個の終点間の距離はいずれも始点間の距離より小さくなる傾向がある。一方Arch、Loopについては2組の終点間の距離のいずれかは始点間の距離より大きくなる傾向がある。これに注目してWhorlと他のクラスを分類する。

#### 3. 1 隆線の追跡

図6に示すように中心点  $C$  から距離  $r_1$  の円周上に等間隔になるように隆線の追跡の始点  $P_i$  ( $i=1, 2, \dots, 8$ ) をとる。このとき  $P_i$  が隆線上に存在しない場合は、その点に最も近い隆線上の点を始点とし、それぞれの始点から距離  $d_i$  だけ隆線に沿って追跡を行う。ここでは中心点を通る直線上に存在する2個の始点  $P_n$  と  $P_{i+4}$  ( $i=1, 2, 3, 4$ ) を対として考える。図7に示すように  $P_i$  と  $P_{i+4}$  を通る直線を境界としてそれぞれの終点である  $Q_{i1}$  と  $Q_{(i+4)1}$ 、 $Q_{i2}$  と  $Q_{(i+4)2}$  がそれぞれ同じ側にあるとする。

このとき、距離  $d_i$  の計算法としては画素単位に追跡するため、図8に示すように画素  $X_1$  と画素  $X_2$  の距離を1とし、画素  $X_1$  と画素  $X_3$  の距離を  $2^{1/2}$  として追跡の経路に沿って距離を計算する。

#### 3. 2 特徴 $\Lambda$ の抽出

ここでは隆線の追跡によって得られた座標データからの特徴抽出法を述べる。図9に示すように、 $P_n$  と  $P_{n+4}$ 、 $Q_{n1}$  と  $Q_{(n+4)1}$ 、 $Q_{n2}$  と  $Q_{(n+4)2}$  の距離  $\lambda_n$ 、 $\lambda_{n1}$ 、 $\lambda_{n2}$  をそれぞれ求める。図10、図11、図12には簡単のため  $P_1$  と  $P_5$ 、 $P_3$  と  $P_7$

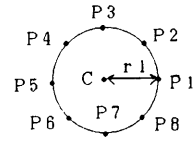
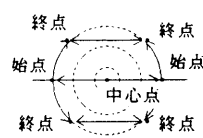


図5 Whorlの隆線

図6 始点の設定

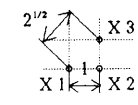
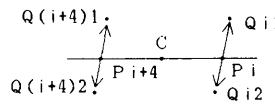


図7 始点と終点

図8 距離の計算

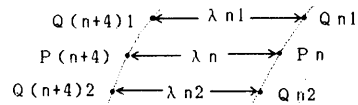


図9 始点、終点の距離

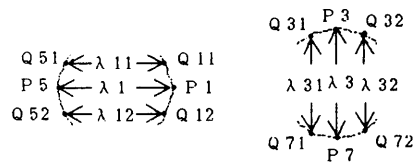


図10 Whorl

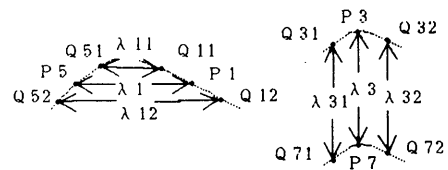


図11 Arch

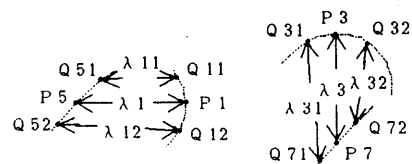


図12 Loop

の対の例を示す。

ArchとLoopについては $\lambda_{i1}$ にくらべ $\lambda_{i2}$ または $\lambda_{i2}$ のいずれかが大きくなる傾向がある。この傾向に着目し次の特徴 $\Lambda$ を求める。

$$\Lambda = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^2 D_{ij} \quad (7)$$

ここで

$$D_{ij} = \begin{cases} \lambda_{ij} - \lambda_i & (\lambda_{ij} > \lambda_i) \\ 0 & (\lambda_{ij} \leq \lambda_i) \end{cases} \quad (8)$$

この $\Lambda$ が小さいパターンをWhorlとする。

### 3. 3 分類

中心点抽出のパラメータ $W_a$ 、 $W_b$ 、操作の繰り返し回数 $k$ 、追跡パラメータ $d_1$ 、 $r_1$ の値をある値に設定して得られた $\Lambda$ 上では各クラスの頻度分布は一般に図13のようになり、一つのしきい値によってWhorlとArch、Loopを完全に分類することはできない。分類の精度を向上させるため、各クラスの分布が重なりあう範囲に含まれるパターンを取り出し、そのパターンに対して前段階とは異なるパラメータ( $W_a$ 、 $W_b$ 、 $k$ 、 $d_1$ 、 $r_1$ )を用いて新たに $\Lambda$ を求め、その $\Lambda$ 上で再分類を行う。いま図14に示すようにある $\Lambda$ 上でしきい値 $t_1$ 、 $t_2$ を設定し、 $\Lambda < t_1$ なるパターンをWhorlとし、 $\Lambda > t_2$ なるパターンをArchまたはLoopとする。 $t_1 \leq \Lambda \leq t_2$ なるパターンに対して前段階と異なるパラメータ( $W_a$ 、 $W_b$ 、 $k$ 、 $d_1$ 、 $r_1$ )を用いて新たに $\Lambda$ を求め、その $\Lambda$ 上で $t_1$ 、 $t_2$ を再設定し、前段階で分類できなかったパターンを分類する。同様な操作を数回繰り返し、最終的に図15に示すように一つのしきい値 $t_3$ によってWhorlとArch、Loopを分類する。このように本手法は特徴抽出と分類を交互に行うことにより分類精度の向上を図る。

### 4. ArchとLoopの分類

図16に示すように二つの始点から隆線を追跡し、それぞれの終点どうしを通る2本の直線を求める。Loopは2本の直線がほぼ平行になるが、Archでは平行とはならない。これに着目して分類を行う。

#### 4. 1 隆線の追跡

図17に示すように中心点Cから $h_1$ だけ下方の点から水平方向に $r_2$ の距離にある点を始点 $P_a$ 、

$P_b$ として追跡を行う。このとき始点が隆線上にない場合はその点に最も近い隆線上の点を始点とする。図18に示すように距離 $d_2$ だけの追跡により求めた終点をそれぞれ $Q_{a1}$ 、 $Q_{b1}$ 、 $Q_{a2}$ 、 $Q_{b2}$ とする。

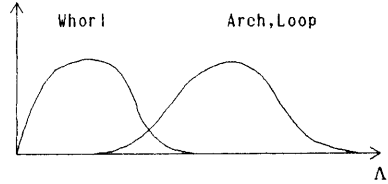


図13  $\Lambda$ 上の頻度分布

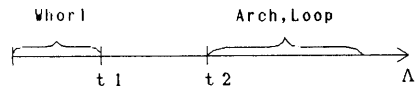


図14  $t_1$ 、 $t_2$ による分類

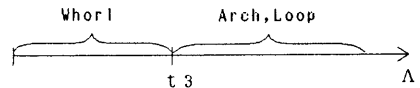


図15  $t_3$ による分類

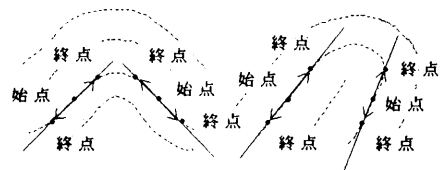


図16 Arch、Loopの隆線

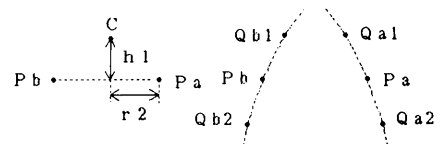


図17 始点の設定

図18 追跡の終点

#### 4. 2 特徴 $\theta_d$ の抽出

図19に示すように水平線  $m_5$  に対する角度を  $\theta_1$ 、 $\theta_2$  とし、次の特徴  $\theta_d$  を求める。

$$\theta_d = |\theta_1 - \theta_2| \quad (9)$$

この  $\theta_d$  が大きいパターンを Arch とする。

#### 4. 3 分類

3. 3で述べた手法を用いて分類を行う。図20に各クラスの一般的な頻度分布を示す。いま図21に示すようにある  $\theta_d$  の値についてしきい値  $t_4$ 、 $t_5$  を設定したとき、 $\theta_d < t_4$  となるパターンを Loop とし、 $\theta_d > t_5$  となるパターンを Arch とする。 $t_4 \leq \theta_d \leq t_5$  となるパターンに対して前段階とは異なったパラメータ ( $W_a, W_b, k, d_2, h_1, r_2$ ) を用いて新たに  $\theta_d$  を求め、その  $\theta_d$  上で  $t_1$ 、 $t_2$  を再設定し、前段階で分類できなかったパターンを分類する。同様な操作を数回繰り返して、最終的に図22に示すように一つのしきい値  $t_6$  によって Arch と Loop の分類を行う。

#### 5. Right Loop と Left Loop の分類

図23に示すように、中心点より下方の隆線上の始点から追跡を行ったとき、双方の終点を通る直線の傾きが Right Loop と Left Loop では異なっていることに着目する。図24に示すように、中心点  $C$  から  $h_2$  だけ下方にある点  $P_c$  を考え、もし、 $P_c$  が隆線上になければその点に最も近い隆線上の点を始点とする。 $P_c$  から距離  $d_3$  の追跡を行ったときの終点を  $Q_{c1}$ 、 $Q_{c2}$  とする。図25に示すように  $Q_{c1}$  と  $Q_{c2}$  を通る直線と水平線  $m_6$  のなす角度  $\theta_3$  を求める。中心点抽出のパラメータまたは5. でのパラメータ  $h_2$ 、 $d_3$  を複数回変化させ、それぞれの  $\theta_3$  を求める。これらのうち  $\theta_3 > \pi/2$  (rad) を満たす  $\theta_3$  が  $k_R$  個、 $\theta_3 < \pi/2$  (rad) を満たす  $\theta_3$  が  $k_L$  個あるとき、

$$k_R > k_L \quad (11)$$

を満たすパターンを Right Loop とし、

$$k_R < k_L \quad (12)$$

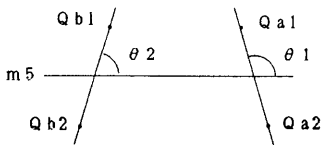


図19 角度  $\theta_1$ 、 $\theta_2$

を満たすパターンを Left Loop とする。

以上述べた本手法の大きな流れを図26に示す。

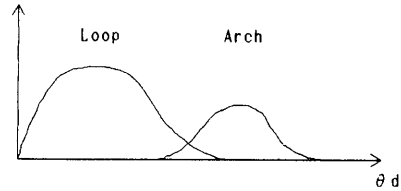


図20  $\theta_d$  上の頻度分布

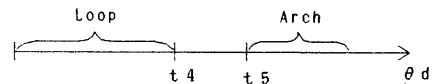


図21  $t_4$ 、 $t_5$  による分類

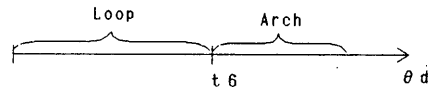


図22  $t_6$  による分類

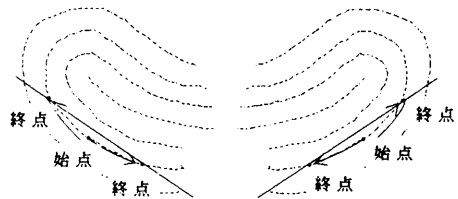


図23 Right Loop と Left Loop の隆線

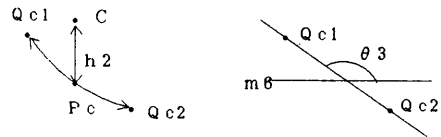


図24 始点の設定 図25 角度  $\theta_3$

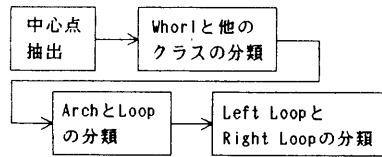


図26 本手法の流れ

## 6. シミュレーション実験

シミュレーション実験は、158指について行った。種々のパラメータ設定のため、79指を学習パターンとし、残りの79指を未知パターンとして実験を行った。学習パターンおよび未知パターンの79指は、それぞれWhorl(26個)、Arch(5個)、Right Loop(23個)、Left Loop(25個)のパターンからなる。

### 6. 1 中心点の抽出結果

学習パターンを用いて表1に示すように(I)~(V)の5種類のパラメータを求めた。それぞれのパラメータ群について上から順にWa、Wbを変化させて、最終的な中心点を抽出した。例えばパラメータ(I)については初期値を(Wa, Wb)=(390, 190)とし、それを(290, 140)、(190, 100)、(90, 50)と4回変えて中心点を抽出した。また、すべての場合において $t_n=0.6$ とした。図27、28はパラメータ(III)について学習パターンと未知パターンに対し、本手法で抽出した中心点と、目でみて抽出した中心点との誤差(ユークリッド距離)を表したものである。これはx-y座標において目でみた中心点を原点(0,0)としたときの本手法の中心点の相対的な位置関係を表わしている。また表2は本手法の中心点と目で見

表1 中心点抽出のパラメータ

パラメータ	Wa	Wb
(I)	390	190
	290	140
	190	100
	90	50
(II)	340	190
	250	130
	150	60
	80	20
(III)	380	190
	300	150
	200	60
	100	30
	70	15
(IV)	360	180
	260	130
	160	80
	60	30
	30	20
(V)	360	180
	160	130
	100	50
	50	30

て抽出した中心点との誤差の平均値を示している。

実験結果は、本手法で求めた中心点が目で見た中心点に比べて下方に集まる傾向を示すが、本手法では上下方向のずれによる影響は分類結果にほとんど影響を与えなかった。

表2 中心点の誤差の平均値

パラメータ	誤差の平均値	
	学習パターン	未知パターン
(I)	30.7	28.7
(II)	29.2	29.2
(III)	27.0	25.8
(IV)	29.7	28.3
(V)	32.2	32.3

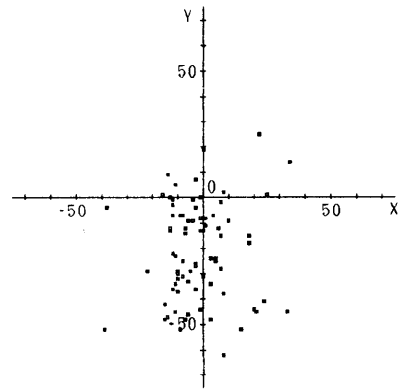


図27 目でみた中心点との相対的な位置関係  
(学習パターン)

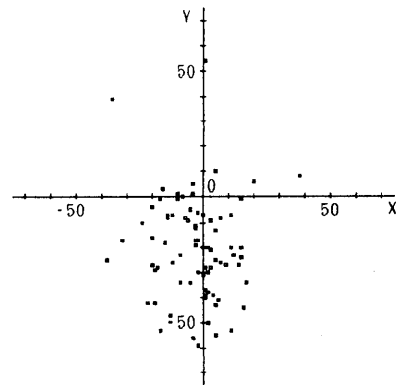


図28 目でみた中心点との相対的な位置関係  
(未知パターン)

## 6. 2 分類結果

表3はWhorlと他のクラスを分類するときのパラメータである。上から順にパラメータを変化させ、 $t_1$ と $t_2$ によって分類できなければ次のパラメータを用い、最終的に $t_3$ によって分類する。すなわち、8回の特徴抽出と分類を行ったことを表わしている。未知パターンの分類結果を表4に示す。

表5にArchとLoopを分類するパラメータを表3と同様に示している。このとき $r_2$ はすべて30(画素)である。これは6回の特徴抽出と分類を行ったことを表わしている。ArchとLoopのみからなるパターン集合に対する未知パターンの分類結果を表6に示す。表3、表5のパラメータはディスプレイ画面上で特徴軸上の学習パターンの分布を観察しながら設定した。

表7にRight LoopとLeft Loopを分類するパラメータを示し、Loopのみからなるパターン集合に対する未知パターンの分類結果を表8に示す。

すべてのクラスについての学習パターンと未知パターンの総合分類結果をそれぞれ表9と表10に示す。

各クラスにおいては、ほぼ90%以上の正分類率が得られている。特に、ArchとLoopの分類については学習パターン、未知パターンともに正分類率が高くなっているが、いずれのパターン集合にもArchに含まれるパターンが5個しかないため、更に多くのデータについて本手法の有効性を検証しなければならない。また本手法は分類構造として木構造をとり段階的に一つずつクラスを順に分類するため、前段階でいったん誤分類されたパターンは後段階では修正が不可能となる。

表3 Whorlの分類用パラメータ

中心点抽出のパラメータ	r1	d1	t1	t2	t3
(I)	80	30	15	70	-
(I)	70	50	0	80	-
(I)	70	40	5	70	-
(I)	80	40	10	60	-
(I)	70	30	10	60	-
(II)	80	40	10	70	-
(III)	70	40	35	65	-
(IV)	70	40	-	-	4

表4 Whorlの分類結果(未知パターン)

クラス	パターン数	正分類のパターン数	正分類率(%)
Whorl	26	24	92.3
Arch, Loop	53	50	94.3
合計	79	75	94.9

表5 ArchとLoopの分類用パラメータ

中心点抽出のパラメータ	h1	d2	t4	t5	t6
(IV)	80	30	1.30	2.05	-
(IV)	70	50	1.30	2.05	-
(IV)	70	40	1.25	2.30	-
(I)	80	40	1.10	1.70	-
(I)	70	30	1.20	2.30	-
(V)	80	40	-	-	1.10

表6 ArchとLoopの分類結果(未知パターン)

クラス	パターン数	正分類のパターン数	正分類率(%)
Arch	5	5	100.0
Loop	48	48	100.0
合計	53	53	100.0

表7 Right LoopとLeft Loopの分類用パラメータ

中心点抽出のパラメータ	h2	d3
(I)	70	30
(II)	80	30
(II)	80	40
(III)	70	40
(III)	70	50
(III)	80	40
(IV)	40	15
(IV)	60	20
(V)	60	20

表8 Right LoopとLeft Loopの分類結果(未知パターン)

クラス	パターン数	正分類のパターン数	正分類率(%)
Right Loop	23	22	95.7
Left Loop	25	24	96.0
合計	48	46	95.8

表9 総合分類結果  
(学習パターン)

クラス	パターン数	正分類の パターン数	正分類率 (%)
Whorl	26	24	92.3
Arch	5	5	100.0
Right Loop	23	21	91.3
Left Loop	25	23	92.0
合計	79	73	92.4

表10 総合分類結果  
(未知パターン)

クラス	パターン数	正分類の パターン数	正分類率 (%)
Whorl	26	24	92.3
Arch	5	5	100.0
Right Loop	23	20	87.0
Left Loop	25	23	92.0
合計	79	72	91.1

## 7. むすび

本論文では、抽出された中心点を基に隆線の追跡を行い、まずWhorlと他のクラスを分類し、続いてArchとLoopを分類し、さらにLoopと分類された中でRight LoopとLeft Loopの分類を行う手法を提案した。シミュレーション実験により、学習パターンについては92.4%、未学習パターンについては91.1%の分類結果を得た。

今後の課題として、各種パラメータの最適化がある。本手法では、学習データを用いてディスプレイ上にパターン分布を表示させ試行錯誤的にパラメータを設定したため、設計コストおよび信頼性に検討の余地がある。また、目でみて分類に困難なパターンも存在し、精度の向上を図るため、リジェクトを設ける必要がある。今後更に実験を行い、本手法の有効性を検討して行く予定である。

謝辞 本研究に際し、日頃ご討論ご助言頂く日本電気セキュリティシステム(株)の木地和夫社長、星野幸夫技師長、並びに鈴木勇課長に謝意を表す。また、ご協力ご討論頂いた富田研の渡辺政典技官、大学院生の松岡芳孝氏に感謝する。

## 文 献

- (1) B. Moayer, K. S. Fu: "A syntactic approach to fingerprint pattern recognition", Pattern Recognition, Vol. 7, pp. 1-23 (1975).
- (2) B. Moayer, K. S. Fu: "An application of stochastic languages to fingerprint pattern recognition", Pattern Recognition, Vol. 8, pp. 173-179 (1976).
- (3) K. Rao: "On fingerprint pattern recognition", Pattern Recognition, Vol. 10, pp. 15-18 (1978).
- (4) K. Rao, K. Balk: "Type classification of fingerprints: A Syntactic Approach", IEEE Trans., Vol. PAMI-2, pp. 223-231 (1980).
- (5) 中村, 後藤, 南: "方向分布パターンによる指紋画像の分類", 信学論, Vol. J65-D, No. 10, pp. 1286-1293 (1982-10).
- (6) 桜田, 広垣, 荒木, 辻: "指紋照合における基準点抽出に関する一検討", 昭62信学情報システム全大, pp. 125.
- (7) Y. Hosino, K. Asai, Y. Kato, K. Kiji: "Automatic reading and matching for single-fingerprint identification", The 65th International Association for Identification Conference, Ottawa, Canada (July 1980).