等濃線分布のチェーンコード化による人物識別方式の高速化

High Speed Matching Algorithm of Isodensity Maps Based on Its Chain Coded Description

加藤 克宏[†], 正会員 中村 納[†]Yoshihiro Kato[†] and Osamu Nakamura[†]

Abstract This paper presents a personal identification system based on chain coded isodensity maps. This face identification system uses the isodensity lines in which the properties of a face are well reflected and it obtains a high discrimination accuracy. Isodensity maps are line pictures; therefore they can be easily transformed into a chain code. By using such coded isodensity lines, an improvement in the processing performance can be expected in terms of processing time and memory size required. Experimental results prove that the processing time was decreased to approximately one seventh (15%) compared with the conventional method.

キーワード: 顔画像, 人物識別, チェインコード, テンプレートマッチング

1. はじめに

近年, 偽造や盗用が困難である生体情報を用いたバイオメトリクス認証技術が, ゲート管理や情報システムへのアクセス管理の分野において, 再び注目を集めている. その中でも, 顔画像を用いた個人識別は, 非接触型認証であり利便性が高く, 常に露出している顔の利用は心理的な抵抗が他の生体情報より少ないという利点があり, 研究開発が盛んに行われている. 最近では姿勢や視点の変化に対応した顔画像による個人識別に重点が置かれるようになり, 様々なアルゴリズムが提案されている¹⁾²⁾. しかし, 現状では, 装置規模, 処理時間, 識別精度, 安定性および信頼性といった点で実用の域には達しているとは言えない.

筆者らも, 顔画像から得られる等濃線分布に基づく個人識別方式を既に提案している⁴⁾. 本手法は, 顔画像から得られる顔表面の3次元形状を示す等濃線分布が, 個人の特徴を非常によく反映していることに着目し, 等濃線分布のテンプレートマッチングに基づいて照合を行う方式である. また, 処理時間の大半を照合におけるテンプレートマッチングが占めることから, 線画像に適した高速なテンプレートマッチング手法も同時に提案している⁵⁾.

一方, 等濃線分布は線画像であり, チェインコードに変換可能である. チェインコードは, 2次元である線画像を

1次元の数値列で表現できるため, 登録データの大幅な削減と1次元の走査による処理の大幅な高速化が期待できる. しかし, チェインコード同士のマッチングは長さの違いやコードのほんの少しの違いも結果に大きく影響し, 非常に困難な問題があり, これらの問題を克服する工夫が必要である.

以上の観点から, 本論文では, 従来の照合方式にチェインコードを適用することを検討したのでこれについて述べる. 以下, 2. では等濃線分布に基づく人物識別方式の概要を述べ, 3. ではチェインコード化の利点について述べる. さらにチェインコードを用いた識別方式の詳細について4. で述べ, 最後に5. で提案手法の有効性について実験結果を基に考察する.

2. 等濃線分布に基づく人物識別方式⁴⁾⁵⁾

本方式は, 以下の6段階で構成されている.

- (i) 登録処理
- (ii) 画像入力
- (iii) 前処理 (顔領域の抽出)
- (iv) 等濃線分布の抽出
- (v) 候補画像の抽出と等濃線の補間処理
- (vi) 照合および判定

2.1 登録処理

等濃線に基づく人物識別では, 顔画像1枚に対して, 上下左右に5°程度の顔の傾きには, 耐性があることが確認されている. しかし, 等濃線分布の形状は, 顔の傾きに大きく左右されるため1枚の登録画像のみで, さらに広い範囲の傾きに対応することは困難である. そこで本方式では,

2004年12月1日受付, 2005年5月18日最終受付, 2005年6月1日採録

[†]工学院大学 大学院 情報工学科

(〒163-8677 東京都新宿区西新宿 1-24-2, TEL 03-3340-2886)

[†]Kogakuin University

(1-24-2, Nishi-shinjuku, Shinjuku-ku, Tokyo 163-8677)

図 1 等濃線分布の抽出
Extraction of isodensity maps.

カメラに対する顔の向きが最大 20° までの傾き顔の画像を 1 名につき 25 枚を任意に選択し、後述する等濃線分布の抽出を行った後、登録画像とする。

2.2 画像入力

面光源と CCD カメラを用いて、サイズ 720×486 画素の RGB24bit のカラー動画像として入力される。

2.3 前処理（顔領域の抽出）

入力画像内の顔領域を、色情報（修正 HSV 表色系）と人物の動き情報（フレーム間差分）に基づき抽出する⁹⁾。顔領域は、位置と大きさを約 20,000 画素に正規化し、最終的にサイズ 256×240 画素の画像として得られる。

2.4 等濃線分布の抽出

前処理で得られた顔領域の濃度ヒストグラムを濃度値の低い方からそれぞれ 10%, 15%, 10%, 5%, 5%, 10%, 15%, 30% の割合で八つの領域に分割する。分割の割合は明るいレベルでは顔の傾きの影響を受けやすく、暗いレベルでは別人同士でも類似する傾向にあることから、中間レベルを細かく分割することで個人の特徴がよく反映され、かつ比較的安定して識別できるように設定されている。ヒストグラムの分割に基づき顔領域を 8 値化し、その濃度境界線を等濃線分布として抽出する（図 1 参照）。なお、前髪の変化の影響を軽減するため額部は除去している。

2.5 候補画像の抽出と等濃線の補間処理

まず、前記 2.1 で述べた登録画像 25 枚の中から入力画像の顔の傾きに近い照合候補画像を抽出する。入力画像とのテンプレートマッチングで一致度の高い登録画像は、入力画像の顔の傾きに近いと考えられるため、一致度の高い上位 3 枚を照合候補画像とする。しかし、処理時間を要するため、高速テンプレートマッチング法やピラミッド法を導入し、処理時間の短縮を図っている⁵⁾。

次に、3 枚の照合候補画像から 2 枚を選び、これら 2 枚の間で補間画像を作成する。すべての組合せから 3 枚の補間画像が作成されることになる。候補画像は、2 枚の候補画像の中間に位置する顔の傾きを表していると考えられる。補間画像と候補画像の計 6 枚のうち最も一致度の高い画像を用いて照合を行う。ここで、筆者らは補間画像の作成手法として、距離変換に基づく手法を提案し、これを用いている⁴⁾。

2.6 照合および判定

照合は、個人特有の特徴を反映した等濃線分布の一致性や相違性を算出することで行う。本方式では、以下の 2 段階の照合を採用している。

- テンプレートマッチングによる大局的照合
- 等濃線の密度情報による局所的照合

(1) 大局的照合

テンプレートマッチングで位置合わせを行い、その結果から、顔の全体的な類似性を示す一致度 H を算出する。

前記 2.5 の処理や照合において、一致度を算出するには、等濃線の各レベルごとに位置合わせを行う必要がある。しかし、位置合わせのために行うテンプレートマッチングは、比較的処理時間を要する処理であるため、ここでは処理時間の短縮のため SSDA 法（残差逐次検定法）を導入し、さらに線画像に適したアルゴリズムを採用することで、マッチングの効率化を図っている⁵⁾。このアルゴリズムで、より早く残差加算が打ち切られるためには、加算曲線が急速な立ち上がり方をする必要がある。したがって、以下のアルゴリズムを提案し導入している。

- 等濃線に沿った走査方法
- 不一致画素に対する残差の高速累積法の導入
- 2 段階マッチング

手順は以下の通りである。

- 入力等濃線と登録等濃線を各レベル毎に重ね合わせ、以下の式により 2 枚の画像間の各レベルでの残差 $E_r^{(t)}$ の算出および閾値 Th_i の更新処理を行う。

$$E_r^{(t)}(\eta) = \sum_{k=1}^r e^{(t)}(k) \quad (1)$$

$$e^{(t)}(k) = \begin{cases} 0 & : \text{一致した場合} \\ N(x) & : \text{不一致の場合} \end{cases} \quad (2)$$

ただし、 t は等濃線のレベル、 r は入力等濃線を構成する画素数、 η は重ね合わせの回数、 k は残差の算出を行う画素、 x は連続する不一致画素数を表し $N(x)$ は加算する残差の値である。

残差 $E_r^{(t)}$ の算出は等濃線に沿った走査で行う。一致しない重ね合わせにおける残差の加算曲線を急速に上昇させる方法として、残差の高速累積法を導入した。この手法では、不一致画素がある一定数 α 回連続する毎に加算する残差の値 $N(x)$ を 1, 2, 3, ... と累積的に増加させ、一致画素が存在した時点で $N(x)$ を再び 1 に戻す。この処理を式で表せば以下の式で表現される。

$$N(0) = 0 \quad (3)$$

$$N(x) = \rho \cdot \left\lceil \frac{x}{\alpha} \right\rceil + 1 \quad (x > 0) \quad (4)$$

ここで、 x は連続する不一致画素数、 $N(x)$ は加算する残差、 ρ は残差の加算の重み係数である。定数で

図 2 残差の累積
The increasing rate of the residual error.

ある α および ρ は予備実験から $\alpha = 35, \rho = 2$ と設定した。この残差の累積方法を模式的に図 2 に示す。

- ii) 算出された残差 $E_r^{(t)}$ が閾値 Th_i 以上になった場合、その時点で残差の加算は打ち切れられ、次の重ね合わせに移行する。打ち切れられずに最後まで加算処理が行われた場合のみ、その残差 $E_r^{(t)}$ を新たな閾値として閾値 Th_i を更新する。最終的に閾値 Th_i に設定されていた残差 $E_r^{(t)}$ を算出した重ね合わせ位置が結果として最適な位置合わせとなる (図 3 参照)。なお、たとえ同一人物の場合でも、等濃線分布の間には若干の相違があるため、注目画素に対して 5×5 のマスクを設定し、このマスクに登録等濃線が存在すれば一致したとみなすことでこの相違を吸収している (図 4 参照)。
- iii) 上記 ii) の処理を 2 段階マッチングで実施するこ

Pixels included in isodensity lines
図 3 SSDA 法の処理
Schematic explanation of SSDA.

図 4 等濃線の一致の判定
Matching of isodensity lines.

図 5 2 段階マッチング
Two-phase template matching.

とで処理時間の短縮を図る。位置合わせは x, y 方向に最大 ± 13 画素ずらして行われる。第 1 段階では、 x および y 方向に最大 ± 12 画素、2 画素おきに計 81 回重ね合わせを移動する。この中で残差が最小となる重ね合わせ位置を求める。第 2 段階では、第 1 段階で求めた最適な位置の周囲 ± 1 画素に計 8 回移動させ、残差が最小となる位置を最終的な位置合わせの結果とする。この処理の様子を模式図として図 5 に示す。

- iv) 入力等濃線の注目画素に対し 5×5 のマスク内に登録等濃線が 1 画素でも存在すれば、一致したとみなしている (図 4 参照)。しかし、別人の等濃線であったとしても位置合わせの結果、偶然一致したとみなされる画素が多く存在する。そこで、本人と別人の分離度を向上させる目的で、連結数の少ない短線分を除去して得られた最大一致画素数を基に最終的な一致度を算出する。短線分除去処理を図 6 に示す。

短線分を $S(t; l < \theta_t)$ (l : 線分の長さ, t : 等濃線のレベル, θ_t : 短線分の閾値) として、各レベルの一致した画素を $h_{i,j}^{(t)}(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ としたとき、全体の一致度 $H(f, g)$ は次式で定義される。

$$H(f, g) = \sum_{t=1}^8 H_{f,g}(t) \cdot W(t) \quad (5)$$

$$H_{f,g}(t) = \frac{2}{F(t) + G(t)} \cdot \sum_{i,j} h_{i,j}^{(t)}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) \quad (6)$$

$$W(t) = \begin{cases} 0.05 & \text{for } t = 1 \text{ and } 8 \\ 0.10 & \text{for } t = 2 \text{ and } 7 \\ 0.15 & \text{for } t = 3 \text{ and } 6 \\ 0.20 & \text{for } t = 4 \text{ and } 5 \end{cases} \quad (7)$$

図 6 短線分の除去

Elimination of the short segments of isodensity lines.

ただし,

$$\text{if } h_{i,j}^{(t)}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) \in S(t; l < \theta_t) \text{ then } h_{i,j}^{(t)}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = 0$$

$$\theta_t = \frac{F^{(t)} + G^{(t)}}{2} \cdot \Phi \quad (8)$$

ここで, $t = 1, \dots, 8$ は等濃線のレベルの番号, $F^{(t)}$, $G^{(t)}$ は登録画像および入力画像それぞれの t レベルの等濃線を構成する画素数を表し, $H_{f,g}(t)$ は t レベルにおける一致度を表し, $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ は等濃線レベル毎の位置合わせの移動量を表す. また, $W(t)$ は t レベルの等濃線に与える重み係数であり, 比較的安定して顔の形状的特徴を大きく反映している中間レベルの一致度を重視するように設定されている. 式 (8) における Φ は, 等濃線レベル毎に短線分の長さを指定するための定数であり, 予備実験から $\Phi = 0.05$ とした.

(2) 局所的照合

等濃線分布の局所的な密度情報を基に相違度 D を算出する. 手順は以下の通りである.

- 登録画像, 入力画像それぞれを, 横 $32 \times$ 縦 30 のブロック (各ブロック 8×8 画素) に分割する.
- 各ブロックに 8 ビットのビット列を割り当て, 存在する等濃線レベルに対応するビットを“1”とし, これを等濃線分布の密度情報とする. 例えば, 第 7, 8 レベルに対応する上位ビットが“1”であれば, そのブロックは輪郭周辺など顔の低い箇所であり, 反対に第 1, 2 レベルに対応する下位ビットが“1”であれ

図 7 相違度の算出

Difference of local compactness of isodensity lines.

ば顔の高い箇所であると考えられる.

- 登録画像と入力画像の対応するブロック間における, 密度情報 (ビット列) の相違をハミング距離で表す. 対応するブロックの各ビット列のビットを a_k , b_k ($k = 1 \sim 8$) とするとハミング距離 $d(i, j)$ は以下のようなになる.

$$d(i, j) = \sum_{k=1}^8 (a_k \oplus b_k) \quad (\oplus \text{ は modulo 2 の加算})$$

- 各ブロック (i, j) におけるハミング距離を $d(i, j)$ とし, 総ブロック数を T とすると相違度 D は次式で定義される. ただし, D の最大が“1”となるように正規化している. また, 前髪の変化による等濃線の形状変化の影響を軽減するため, 各ブロックの座標が $(i = 9 \sim 22, j = 10 \sim 25)$ の範囲を照合対象としている. 局所的照合の処理過程を図 7 に示す.

$$D = \frac{1}{8T} \sum_{i=9}^{22} \sum_{j=10}^{25} d(i, j) \quad (9)$$

(3) 識別処理

上記 2.5 で得られた照合候補画像 3 枚, 補間画像 3 枚の計 6 枚を対象として, 入力画像との間で 2 段階の照合を実施する. 算出された一致度 H , 相違度 D に基づき本人, 別人, 再入力の判定を行う. 大局的照合において, リジェクションと判定されたものは, 次の局所的照合に移り, 再入力と判定された場合は, 画像の入力から再びやり直すこととする.

識別は以下のように行う。

- 大局的照合 (一致度 H による判定)

$th_1 \leq H$: 本人

$th_2 \leq H \leq th_1$: リジェクション (局所的照合を使用)

$H \leq th_2$: 別人

- 局所的照合 (相違度 D による判定)

$D \leq th_3$: 本人

$th_3 \leq D \leq th_4$: 再入力

$th_4 \leq D$: 別人

ここで、識別に用いる閾値は予備実験から以下の値が設定されている。

$th_1 = 0.17, th_2 = 0.13, th_3 = 0.20, th_4 = 0.26$

2.7 照合精度および処理時間

(1) 照合精度

被験者 50 人について同一人物による組合せ 50 組, 別人による組合せ 2,450 組に対して上記の手法による識別実験を行った結果, 全 2,500 組に対して 2,379 組を正識別し, 95.2% の正識別率を得ている。本人排除率 (FRR) は 6.0%, 他人受率率 (FAR) は 2.8% である。

(2) 処理時間

前処理を除いて照合処理について考えると, テンプレートマッチングが処理の大半を占めている。上記の手法によるテンプレートマッチングの処理時間は, 1 組の画像に対して約 0.7 秒で行われる。このことから, 人物一人当たりの照合時間を概算すると約 21.7 秒 (0.7 秒 $\times$ 31 組) である。ここで 31 組となるのは, 登録画像 25 枚, 照合候補画像 3 枚, 補間画像 3 枚の計 31 枚と入力画像によるマッチングを行うためである。なお, 計測は Pentium3 1GHz の CPU, 512MB のメモリーを搭載した計算機で行った。

3. チェインコード化の利点

等濃線分布は, 線画像であるためチェインコードによる表現が可能である。2 次元画像データに比べ, チェインコード表現はデータ容量の縮小に有効である。このことは実用システムを考えた場合, 登録データベースの検索効率の向上や, ネットワーク上での利用を仮定するとデータ転送効率の向上に繋がる。

また, もう一つの利点として処理時間の短縮が考えられる。従来の 2 次元画像に基づくテンプレートマッチングでは, ラスタスキャンによるオーバーヘッドがある。そこで, チェインコードによる 1 次元的な走査を行うことで, 処理時間の大幅な短縮に繋がると考えられる。同様な走査は, 等濃線の座標値を最初に取り出ししておくなどといった, プログラミング上の工夫によっても可能である。しかし, チェインコード表現を用いれば, 上述のデータ容量の縮小や等濃線の形状を反映した特徴を表現できるといった利点も併せて得ることができる。

(b) Tightly-packed isodensity lines
図 8 チェインコード化の問題点
Problems in encoding of the chain-codes.

4. チェインコードを用いた人物識別方式

4.1 提案手法の概要

筆者らは, 当初, 登録画像と入力画像の両方をチェインコード化することで検討してきた。しかし, 一方の画像ではひとつの閉曲線である等濃線が, もう一方の対応する等濃線では複数の閉曲線に分割されていることがあり, 対応する線分の探索という点で問題があった (図 8(a) 参照)。また, 複数の等濃線が接している場合があるため, 単純なチェインコード化手法では一連の線として変換することが困難である (図 8(b) 参照)。

そこで, 片方をチェインコード化し, もう一方を従来の 2 次元画像のままで一致度を算出する手法を検討した。片方だけをチェインコードとすることで, チェインコードを順次座標に変換し, その座標に対応する画素を参照することができる。したがって, チェインコード化によるテンプレートマッチングの高速化という利点を生かしたまま, 上記の問題点は解決できるものと考えた。この方法では, チェインコードから正しく座標さえ復元できればよく, 符号化のアルゴリズムに依らず, 従来と同様な処理が可能であるということになる。

今回, 提案する手法では, 登録画像をチェインコード化することを検討した。登録画像を予め符号化することで登録データを縮小することができ, 照合の際に入力画像をチェインコードにする処理を省くことができるといった利点がある。なお, 今回は照合におけるチェインコード化の有効性の評価という観点から, 正面顔の 1 対 1 の照合について検討した。

4.2 チェインコードの導出方法

等濃線をチェインコードで表現する方法として, 等濃線のレベル, 始点座標およびチェインコードを一組として一

図 9 チェインコードの方向
Direction of the chain-codes.

表 1 チェインコードと座標の関係
Relationship between chain-code and the coordinates.

Chain-code $a(i)$	0	1	2	3	4	5	6	7
Coordinates $a_x(i)$	1	1	0	-1	-1	-1	0	1
$(a_x(i), a_y(i))$	$a_y(i)$	0	-1	-1	0	1	1	1

図 10 チェインコードからの座標の復元
Decoding of the coordinates from the chain codes.

つの線分を表現することにした。チェインコードの符号が示す方向（図 9 参照）に対応する画素の相対的な位置を表 1 に示す。

t レベルのあるチェインコード $a^{(t)}$ の始点座標を $(x_0^{a^{(t)}}, y_0^{a^{(t)}})$ 、注目画素の座標を (x_p, y_p) 、注目画素に対応する i 番目の符号 $a^{(t)}(i)$ の示す相対的な位置座標を $(a_x^{(t)}(i), a_y^{(t)}(i))$ とすれば、対応する注目画素の座標とチェインコードの関係は以下のように表現できる。

$$x_p = x_0^{a^{(t)}} + \sum_{j=1}^i a_x^{(t)}(j) \quad (10)$$

$$y_p = y_0^{a^{(t)}} + \sum_{j=1}^i a_y^{(t)}(j) \quad (11)$$

ここで、注目画素に対応するチェインコードは、直前の画素に対して注目画素がどの位置にあるかを示している。

図 10 に例を示す。

4.3 大局的照合について

大局的照合は、上記 2.6 の(1)で述べたとおり、テンプレートマッチングで位置合わせを行い、一致画素数から顔の全体的な類似性を表す一致度 H を算出する手法である。このテンプレートマッチングにチェインコードを応用することで 1 次元的な走査が可能になり、位置合わせ処理の高速化が期待できる。ここでは、登録画像をチェインコードとしているため、登録チェインコードに沿って走査してい

く方法をとる。

チェインコードを用いた大局的照合では、以下の点が従来手法と異なっている。

- チェインコードによる 1 次元的な走査方法
- チェインコード毎の短線分除去

(1) チェインコードによる 1 次元的な走査方法

提案手法では、登録済みのチェインコードに式 (10) および (11) を、逐次的に適用していくことで注目画素の座標を復元していく。次いで、復元された座標を中心とした 5×5 のマスク内を入力画像の中で探索し、対応する線画素が存在した場合に一致とみなす。この操作を等濃線の各レベル毎に行い、一致している等濃線の画素数を算出する。

算出した一致画素の総数が最大となる重ね合わせ位置を、最適な位置合わせの結果とする。ここで、登録チェインコードの位置を移動した場合の注目画素の座標 (x_p, y_p) は、式 (10) および (11) に位置合わせのための移動させる画素数 $(\alpha^{(t)}, \beta^{(t)})$ を加えた次式で表現できる。

$$x_p = x_0^{a^{(t)}} + \alpha^{(t)} + \sum_{j=1}^i a_x^{(t)}(j) \quad (-13 \leq \alpha^{(t)} \leq 13) \quad (12)$$

$$y_p = y_0^{a^{(t)}} + \beta^{(t)} + \sum_{j=1}^i a_y^{(t)}(j) \quad (-13 \leq \beta^{(t)} \leq 13) \quad (13)$$

なお、従来の画像同士の大局的照合 2.6 の(1)と同様に、SSDA 法（残差逐次検定法）と 2 段階マッチングを導入し、更なる高速化を図っている。

(2) チェインコードごとの短線分除去

画像同士の照合における短線分除去処理では、画像内の一致画素に対しラベリングを施し、短線分と判断された画素を除去することで実現している。しかし、この手法をチェインコード化した等濃線にそのまま適用することは、効果的ではない。したがって、ここではチェインコード化した等濃線に適した手法を提案する。

手順は以下の通りである。

- 式 (8) を用いて短線分の閾値 θ_t を設定する。
- 式 (12) および (13) を用いてチェインコードに基づき走査し、一致画素数 $h^{(t)}$ をカウントしていく。
- 次の注目画素が不一致の場合、または一つのチェインコードの終端に達した場合、それまでの連続一致画素数が閾値 θ_t 以下であれば、短線分画素数 $s^{(t)}$ として計数する。
- 等濃線のレベルごとに総一致画素数 $\hat{h}^{(t)}$ と総短線分画素数 $\hat{s}^{(t)}$ を求め、以下の式を用いて短線分を除去した場合の一致度を算出する。

$$H_{f,g}(t) = \frac{2}{F^{(t)} + G^{(t)}} \cdot (\hat{h}^{(t)} - \hat{s}^{(t)}) \quad (14)$$

提案手法では、各チェインコードごとに短線分である画素

が判定していく。しかし、複数の等濃線が接している場合に、単純なチェーンコード化手法では一連の線分ではなく、複数の線分に分割されることがある。したがって、従来手法と同じ $\Phi = 0.05$ では、短線分として除去される画素数が多くなり、一致度が低下することがわかり、新たな値を再設定する必要がある。そこで、予備実験を行い、従来の画像同士の照合とほぼ等しい一致度が算出できる値である $\Phi = 0.03$ に設定した。

4.4 局所的照合について

局所的照合は、登録チェーンコードと入力画像のそれぞれについて密度情報を求めることで、前記 2.6 の(2)の画像同士の場合と全く等価な処理が可能である。

処理は以下の手順で行う。

- i) 登録チェーンコードと入力画像のための横 32 × 縦 30 のブロック配列を用意する。
- ii) 入力画像における密度情報を 2.6 の(2)と同様に求める。各ブロックに 8 ビットのビット列を割り当て、存在する等濃線レベルに対応するビットを“1”とし、これを等濃線分布の密度情報とする。

- iii) 登録チェーンコードにおける密度情報を求める。
注目ブロック $B(m, n)$ における密度情報は、あるレベル t の登録チェーンコードが次式を満足した場合に、そのブロック $B(m, n)$ のレベル t に対応するビットを“1”にすることで求められる。したがって、登録チェーンコードの密度情報は、すべてのチェーンコードを一度走査するだけで求まることになる。今、レベル t ($t = 1 \sim 8$) のある等濃線の任意の位置座標を

$$x'_p = x_0^{a(t)} + \alpha_{avg} + \sum_{j=1}^i a_x^{(t)}(j) \quad (15)$$

$$y'_p = y_0^{a(t)} + \beta_{avg} + \sum_{j=1}^i a_y^{(t)}(j) \quad (16)$$

とすれば、この座標が存在するブロック $B(m, n)$ の位置 (m, n) は

$$m = \left\lceil \frac{x'_p}{8} \right\rceil \quad (17)$$

$$n = \left\lceil \frac{y'_p}{8} \right\rceil \quad (18)$$

のようにして求めることができる。したがって、各レベル t について上記の式(15)~(18)を用いて (m, n) を定めていけばブロック $B(m, n)$ の密度情報が求まることになる。式(17)と(18)における分母の 8 はブロックの大きさが 8×8 画素で構成されていることから来たものである。図 11 に例を示す。

ここで、 $(\alpha_{avg}, \beta_{avg})$ は、上記 4.3 の(1)で述べた各レベルの移動画素数 $(\alpha^{(t)}, \beta^{(t)})$ の平均値であり、局所的照合では等濃線レベル間の位置関係が重要で

図 11 注目座標に対応するブロックの座標
Block coordinates corresponding to the pixel coordinates.

あることから、等濃線分布全体を最適な位置に移動するために平均値を用いている。これは、従来手法も同様である。また、 $[\cdot]$ はガウス記号を意味する。

- iv) ブロック間の密度情報(ビット列)の相違を表すハミング距離を求め、各ブロックにおけるハミング距離から相違度を算出する。

5. 実験結果および考察

上記 2. および 4. で示した手法に基づき、評価実験および比較実験を行った。今回行った実験では被験者 50 人(男性 36 人, 女性 14 人)について、一人当たり登録画像 1 枚と入力画像 1 枚の 2 枚の顔画像を用いている。ここで、登録画像は一人につき 25 枚の登録画像のうち、従来の照合方式において入力画像と一致度の最も高い画像をあらかじめ選び出している。これは、前記 2.5 で述べた候補画像の選出を擬似的に行っていることになる。登録画像と入力画像の組合せは、本人による組合せ 50 組、別人による組合せ 2,450 組の合計 2,500 組である。

5.1 短線分の閾値の設定

従来の画像同士の照合とチェーンコードを用いた照合では、上記 4.3 の(2)で述べたとおり短線分の除去手法が異なっているため、短線分とする線分の閾値 θ_t を再設定する必要がある。閾値 θ_t は式(8)のとおり、等濃線画素の総数の平均に対する割合を示す定数 Φ によって決定される。したがって、適切な Φ を決めればよいということになる。評価は短線分除去した一致度を従来手法による一致度と比較することで行った。上記の実験結果を図 12 および図 13 に示す。

図 12 から、一致度 $H(f, g)$ は $\Phi = 0.03$ のときに、破線で示す従来手法の一致度に最も近い値を示しており、分離度という観点から見た場合では $\Phi = 0.02$ が理想的であると言える。しかし、本論文では、提案手法であるチェーンコードを用いた照合方式と従来の画像同士による照合方式との比較に主眼をおいているため、同じ閾値で識別処理が可能である Φ の値として $\Phi = 0.03$ に設定した。

図 13 は、 $\Phi = 0.03$ におけるレベルごとの一致度 $H_{f,g}(t)$ と最終的に識別に用いる一致度 $H(f, g)$ を示している。従来手法と比較してほぼ等しい値を示していることがわかる。

第8レベルは、顔の輪郭を示す長い一つの閉曲線として抽出されるため、 Φ の値を変えたことで一致度が上昇していると考えられる。しかし、識別処理においては、別人でも一致しやすい第8レベルには、中間レベルに比べ低い重みを掛けるため、最終的な一致度に対する影響は少ないと考えられる。なお、図中の Level 8 の右に示す WA (Weighted average) の値が識別に用いる最終的な一致度、すなわち $H(f, g)$ である。

5.2 定数 α の評価

従来手法では、残差の高速累積法における定数 α の値として、 $\alpha = 35$ に設定されていた。しかし、チェーンコードに基づく照合方式では、走査方法が異なるため定数 α の値を再評価する必要がある。一方、残差の高速累積法は短線分除去処理の前に行われるため、この評価は、短線分除去の影響がない状態で行う必要がある。したがって、ここでは短線分除去前の一致度、即ち前記 4.3 の式 (14) における $s^{(t)}$ を $s^{(t)} = 0$ としたときの一致度を $H(f, g)_{before}$ とし、この $H(f, g)_{before}$ と α の関係を調査した。

実験は以下の点に関して行った。

- 処理時間における短縮効果の評価

図 12 定数 Φ の評価
Estimation of constant Φ .

図 13 $\Phi = 0.03$ における一致度 $H_{f,g}(t)$
Matching ratio $H_{f,g}(t)$ ($\Phi = 0.03$).

図 14 α の評価 (本人と別人の比較)
Estimation of constant α for the matching ratios.

図 15 α の評価 (本人)
Estimation of constant α (Same person).

- α の値による一致度の推移

上記の実験結果を図 14、図 15 および図 16 に示す。

図 14 から、定数 α を変化させても別人に比べ、同一人物の一致度の変化が少なく、定数 α が小さい値になるにつれて、分離度が高くなっていることがわかる。また、図 15 および図 16 から、処理時間についても別人の方が定数 α による短縮効果が大いことがわかる。これは、同一人物の場合最適な位置合わせが行われると、SSDA 法の閾値が極端に小さくなるため定数 α を用いた残差の高速な累積法の効果が小さく、別人の場合は、SSDA 法の閾値が極端に小さくならないので、定数 α を用いた残差の累積法が効果的に機能するためであると考えられる。

以上のことから、定数 α の値は、本人の場合の識別結果に影響がない範囲で小さい値にすることが、処理速度および分離度という観点からも望ましいと考えられる。そこで本人の場合の識別精度が低下しない範囲で、最も低い値であった定数 α の値として $\alpha = 25$ に設定した。

5.3 従来手法と提案手法の比較

従来の画像同士による照合とチェーンコードを用いた照合における識別実験の結果を表 2 に示し、照合処理を比較

図 16 α の評価 (別人)
Estimation of constant α (Different people).

表 2 識別結果
Discrimination results.

	Previous method $\Phi = 0.05, \alpha = 35$		Proposed method $\Phi = 0.03, \alpha = 25$	
	Same person	Different people	Same person	Different people
Correct	47/50 (94.0%)	2084/2450 (85.1%)	48/50 (96.0%)	2161/2450 (88.2%)
Re-entry	1/50 (2.0%)	68/2450 (2.8%)	1/50 (2.0%)	82/2450 (3.3%)
False	2/50 (4.0%)	298/2450 (12.2%)	1/50 (2.0%)	207/2450 (8.4%)
Processing times	0.268(sec.)	0.330(sec.)	0.041(sec.)	0.075(sec.)

する。

上記の識別結果から、従来手法と比較し、チェーンコードを用いた場合でも、ほぼ同等な精度を得ることができた。若干精度が向上しているのは、短線分除去処理の違いに依ると考えられる。提案手法において、正識別率は本人の場合は、96.0%、別人の場合は 88.2%であり、本人排除率 (FRR) は 2.0%、他人受理率 (FAR) は 11.0%であった。

大局的照合の処理時間については、本人の場合は 0.268 秒から 0.041 秒へと約 1/7 (15%) に短縮され、別人同士の場合は 0.330 秒から 0.075 秒へと約 1/4 (23%) に短縮された。また、図 15 および図 16 から、従来手法と同じ $\alpha = 35$ を用いた場合の処理時間は、本人の場合は 0.046 秒、また別人の場合は 0.094 秒である。これは、従来手法の処理時間の約 17% (本人) および約 28% (別人) に短縮されていることになる。

本人と別人において、平均処理時間が異なるのは、本人の場合は、SSDA 法において適切な重ね合わせ位置が見つかり、そこで打ち切る閾値の値が極端に低く設定され、それ以降は早く打ち切られるため SSDA 法の効果が大きい。一方、他人同士の場合は、閾値の値が極端に低く設定されることがないため、SSDA 法の効果が比較的小さいためであると考えられる。なお、計測には、PowerPC 750FX 900MHz のプロセッサ、640MB のメモリーを搭載した計算機を使用している。

次に、データサイズという観点で比較すると、従来の画像同士による照合では、登録データとして 256×240 の画像を用いており、画像 1 枚につき 60KByte を要していたのに対し、提案手法における登録データであるチェーンコードのデータでは、画像 1 枚分につき約 8KByte となり、登録データのサイズを 1/7 (約 14%) 程度に削減することが可能である。登録者一人に対し 25 枚の登録画像が必要であり、一人あたりのデータ量に換算すると 1,500KByte から 200KByte に圧縮できるため、チェーンコード化はデータサイズの縮小に効果的であると言える。

6. ま と め

本論文では、従来の等濃線分布に基づく人物識別方式に対して、登録画像をチェーンコードで表現することによるデータ量の縮小とテンプレートマッチング処理の高速化について検討し、その評価を行った。処理時間については、従来手法の 23% 程度に高速化でき良好な結果が得られた。また、登録データのサイズを従来の 14% 程度に縮小できることも確認することができた。

提案手法により、チェーンコード化の有効性が確認することができたが、今回は 25 枚の登録画像から照合候補画像の選択および補間画像の作成処理については未着手であるため、今後は、登録チェーンコードに対応した処理を検討する必要がある。また、登録データにおいて傾き顔に偏りがあることから、顔の傾きを判別し全方向の傾きを均等に、かつ自動的に登録する処理も今後の課題の一つである。今後は、上記の課題を踏まえアルゴリズムの改良を図るとともに、より汎用性の高い実用的なシステムの構築を行っていく予定である。

〔文 献〕

- 1) 驚見：「顔画像認識技術の変遷」，電学誌，123，3，pp.168-171(2003)。
- 2) 金子：「顔による個人認証の最前線」，映像学誌，55，2，pp.180-184(2001)。
- 3) 南，中村：「画像工学—画像のエレクトロニクス—」，pp.133-135，コロナ社。
- 4) 平野 晃昭・中村 納：「顔の回転にロバストな個人識別方式」，電学論，120-C，6，pp.800-808(2000)。
- 5) 平野 晃昭・池田 美鈴・中村 納：「等濃線分布の高速テンプレート マッチングに基づく顔画像照合方式」，電学論，122-C，5，pp.816-824(2002-5)。
- 6) 池田 美鈴・海老根 秀之・中村 納：「顔らしさの信頼性に基づく自然背景からの複数顔領域の抽出」，電学論，123-C，3，pp.456-466(2003-3)。

かとう よしひろ
加藤 克宏 2004 年 工学院大学工学部情報工学科卒業。現在、同大学院工学研究科情報学専攻修士課程在学中。主として画像処理、パターン認識に関する研究に従事。

なかむら おさむ
中村 納 1969 年 工学院大学工学部電子工学科卒業。1971 年 同大学院工学研究科修士課程修了。同年、同大学助手となる。以来、学習理論、画像処理、画像符号化等の研究に従事。1988 年 4 月～1989 年 3 月、ケベック大招聘教授。1992 年 工学院大学教授。工学博士。