

論文

成長ひずみ変形を受けた生体テクスチャの構造的パターン認識

—牛鼻紋の場合—

木村 彰男[†] 板屋 一嗣^{††} 渡辺 孝志[†]Structural Pattern Recognition of Biological Textures with Growing Deformations
—A Case of Cattle's Muzzle Patterns—Akio KIMURA[†], Kazushi ITAYA^{††}, and Takashi WATANABE[†]

あらまし 人間の指紋や牛の鼻紋などに代表される生物がもつ模様のパターン（以下、単に生体テクスチャという）は、個々の生体によって異なった特徴を有しており、個体識別に利用できることが知られている。しかし例えば、牛の鼻紋は、人間の指紋に比べるとパターンの構造が複雑であり、更に成長の段階において構造特徴に変化やひずみを受けてしまうため、従来指紋照合に用いられてきたような手法ではうまく認識できない。本論文では、このような成長変化を受けた生体テクスチャについても適用可能な新しい認識手法を提案する。具体的には、生体テクスチャの例として牛の鼻紋パターンに着目し、横型探索に基づくグラフマッチングを基本戦略に選んで、これにハフ変換的な探索開始閉路対決定手法と未探索閉路の統合処理を取り入れて探索処理の効率化を図った鼻紋認識法を構成する。提案手法の有効性を確認するために行った評価実験では、良好な結果が得られた。

キーワード 個体識別、ひずみ変形、グラフマッチング、鼻紋、ハフ変換

1. ま え が き

人間の指紋、牛の鼻紋、鯨のヒレの斑紋等の生物がもつ模様のパターン（以下、単に生体テクスチャという）は、個々の生体ごとに異なった特徴を有しており、それゆえ個体識別に利用できることが広く知られている。例えば人間の指紋では、マイニューシャと呼ばれる特徴点を効率的に抽出することで、ほぼ100%に近い照合が可能であり、その個体識別技術は、セキュリティシステムや犯罪捜査等、多くの分野で利用されている [1], [2].

一方、畜産業界においては、価格上の問題があることから、和牛（肉牛）の厳しい血統管理が行われている。具体的には、仔牛のとき（図1（左））と、それが成長して成牛になったとき（図1（右））のそれぞれで採取された鼻紋を比較することで個体識別が行われ

る。現在、この識別作業は人手で行われているが、これを自動化したいという要求は強い。例えば、家畜競りにおいては、競り牛の鼻紋と仔牛登録書の鼻紋が一致するかどうかを、高速に検索・照合できるようなシステムが望まれている。しかしながら、仔牛時と成牛時の鼻紋を比較してみると、その基本的構造に類似性は見られるものの、成長の段階においてかなりの特徴変化やひずみを受けている。よって、その照合問題においては、単に指紋照合に用いられてきた手法を適用するだけではうまく対処できない。

本論文では、このような成長変化を受けた生体テクスチャパターンに対する認識・照合問題を取り扱う。図1に見られるように、牛鼻紋のパターン特徴は鼻紋線で囲まれた領域を主体とする網目構造にあり（詳しくは後述する）、目的とする認識手法はそれに着目したものでなければならない。この意味で、比較的単純な図形パターンを認識対象としてきた従来手法（例えば、弾性テンプレートマッチング [3]、スネークなどの動的輪郭 [4]、MAP 整合法 [5]、一般化ハフ変換 (GHT) [6] やその実用化手法 [7], [8] など）は、この種の網目構造をうまく認識できない。また、テクスチャ

[†] 岩手大学工学部情報システム工学科, 盛岡市
Department of Computer and Information Sciences, Iwate University, 4-3-5 Ueda, Morioka-shi, 020-8551 Japan

^{††} (株) NTT データ, 東京都
NTT Data Corporation, 3-3-3 Toyosu, Koto-ku, Tokyo, 135-6033 Japan

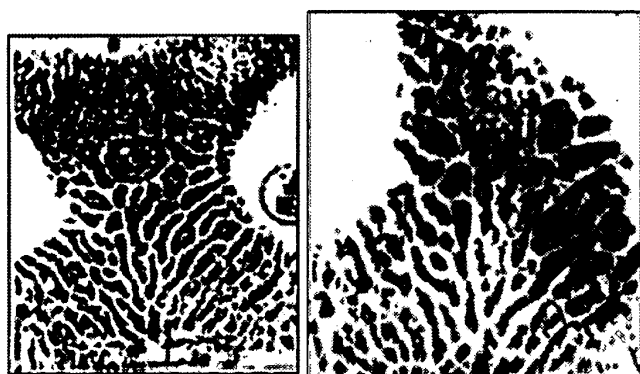


図1 鼻紋画像の一例：(左) 仔牛時、(右) 成牛時
Fig. 1 An example of cattle's muzzle images: (Left) as a child, (Right) as a grown-up.

の統計的な特徴量に着目する立場での濃度共起行列を利用した手法 [9] やフーリエ特徴を利用した手法 [10] でも、この種の構造的パターンにはうまく対処できない。したがって、生体テクスチャが網目構造的なパターンであるような場合には、その識別問題はグラフマッチング的な問題としてとらえるのが最もオーソドックスであると考えられる。しかし、これは NP 完全問題であり、効率的なアルゴリズムを見出しがたい問題として知られている [11]。特に、本論文で扱うようなひずみ変形のあるパターンにおいては、後述するようにグラフの節点 (ノード) に増減が発生するため、それにも対処可能な新しい手法を開発する必要がある。

このような観点から、本論文では、成長によって構造特徴が変化するような生体テクスチャにも適用可能な、新しい認識アルゴリズムを提案する。具体的には、牛の鼻紋パターンを認識対象として選び、横型探索に基づいたグラフマッチングを基本戦略として、これにハフ変換的な探索開始閉路対決定手法と未探索閉路領域の統合処理を取り入れて探索の効率化を図った鼻紋認識法を提案する。

2. 鼻紋パターンの認識手順

2.1 鼻紋画像の前処理と鼻紋データの表現

和牛登録書に記載されている鼻紋は、牛の鼻に直接墨汁を塗り、半紙に写し取ることで採取されたものである^(注1)。この鼻紋を計算機で認識するためには、鼻紋の特徴を効率的に表現できるデータ構造に変換する必要がある。今、鼻紋の凹部分 (図1の白い部分。以下、これを鼻紋線と呼ぶ) に着目すると、これは分岐点 (端点) と枝で構成されるグラフと考えることができ、凸部分 (同図の黒い部分) はそれらの分岐点と

枝で作られる閉路に囲まれた領域 (以下、これを単に閉路領域という) と考えることができる。そこで本論文では、鼻紋パターンを“閉路領域を主体とする網目構造的なグラフ”としてとらえ、翼状エッジ構造 (Winged-Edge Structure: WES) [12] を基本としたデータ構造で表現することを考える。

まずはじめに、半紙に取られた鼻紋をスキャナ入力し、モノクロの濃淡鼻紋画像を得る。次に、得られた画像を以下の手順で整形する。すなわち、メジアンフィルタとラベリング処理を適用して点状ノイズと塊状ノイズを除去し、更に膨張処理を施してから鼻紋線の縁の凹凸を除去し、最後に細線化処理を施して2値の輪郭線画像を取得する。これにより、基本構造を崩さずに鼻紋線だけを抽出することができる。図2に前処理結果の一例を示す。

この2値輪郭線画像から、グラフの節点 (ノード) としての鼻紋線の分岐点^(注2)と端点、枝としての二つの分岐点 (端点) 間を結ぶ鼻紋線、及び面としての閉路領域、をすべて抽出し、それらの節点、枝、面に対してそれぞれ $(1, 2, \dots, N)$, $(1, 2, \dots, M)$, $(1, 2, \dots, F)$ と通し番号を付ける (以下、本論文では、グラフの面としての閉路領域を単に「閉路」で代表させるものとする)。そして、各々の隣接関係の情報を WES 形式で表現し、これを「鼻紋データ」として用いる。鼻紋を表す個々のグラフ特徴量としては、次のものを採用する。

[閉路に関する特徴量] (図3参照)

個々の閉路 C_f ($1 \leq f \leq F$) について、以下の特徴量を算出する。

- C_f に属する節点の数 n_f
- C_f に属するすべての節点番号 i とその座標値 $(x_i, y_i)_f$

- C_f に属する枝の数 m_f
 - C_f に属するすべての枝番号
 - 重心 $(x_c, y_c)_f$
- $$(x_c)_f = \frac{1}{n_f} \sum_{i \in C_f} x_i, (y_c)_f = \frac{1}{n_f} \sum_{i \in C_f} y_i \text{ である.}$$

- 正規化パラメータ ξ_f
 - 正規化面積 $S_f = s_f / \xi_f^2$
- $$\xi_f = \max_{i \in C_f} \left\{ \sqrt{(x_i - x_c)_f^2 + (y_i - y_c)_f^2} \right\} \text{ とする.}$$

(注1): 最近、光の反射を用いた非接触採取システム (富士通電装等) も開発されている。

(注2): 画像は細線化されているので、分岐数は必ず2か3である。

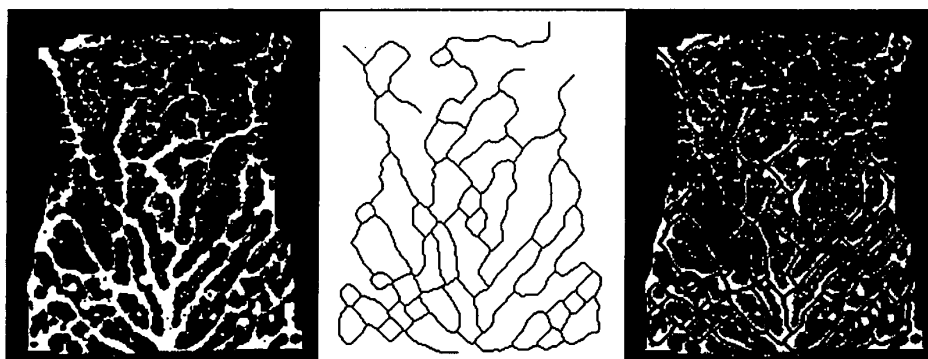


図2 鼻紋画像の前処理例：(左) 原画像，(中央) 前処理後画像，(右) 重ね合せ表示
 Fig. 2 A muzzle pattern and its pre-processing result: (Left) original image, (Center) pre-processing result, (Right) overlapping display.

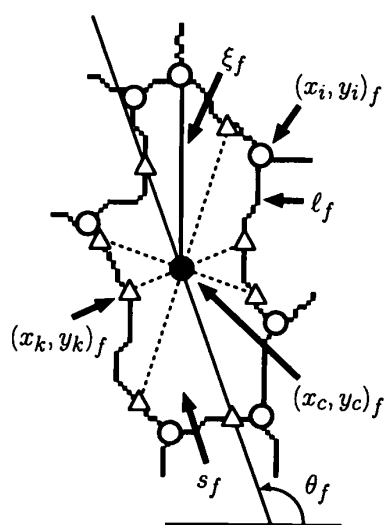


図3 閉路データの例
 Fig. 3 An example of cycle data.

s_f は C_f で囲まれた領域内部の総画素数である。

- 正規化周囲長 $L_f = \ell_f / \xi_f$

ℓ_f は C_f の総画素数である。

- 主軸方向 θ_f

ここで、 $\tan 2\theta_f = 2\mu_{1,1} / (\mu_{2,0} - \mu_{0,2})$ であり、 $\mu_{\alpha,\beta}$ は $\mu_{\alpha,\beta} = \sum_{i \in C_f} (x_i - x_c)_f^\alpha (y_i - y_c)_f^\beta$ で表されるモーメント特徴量 [13] である。

- 円形度 $E_f = 4\pi s_f / \ell_f^2$
- 外周分割点 $(x_k, y_k)_f$

θ_f の方向から 45° ごとに線を引き、それらの線が C_f の外周と交差する点の集合。 $k = 1, \dots, 8$ である。

- 重心から各外周分割点への正規化長さ r_{fk}

$$r_{fk} = \left\{ \sqrt{\left\{ \frac{(x_k - x_c)}{\xi} \right\}_f^2 + \left\{ \frac{(y_k - y_c)}{\xi} \right\}_f^2} \right\}$$

- C_f に隣接している他の閉路番号 [枝に関する特徴量]

個々の枝 B_m ($1 \leq m \leq M$) について、以下の特徴量を算出する。

- B_m の始点、終点としての節点番号
- B_m の長さ g_m

ここで、 g_m は始点から終点までの総画素数とする。

- 始点における隣接枝 $B_{ms1}, B_{ms2}, (B_{ms3})$
- 終点における隣接枝 $B_{me1}, B_{me2}, (B_{me3})$

ここでは、 B_m から反時計回りに見て近い枝ほど若い番号をもつとする。

- B_m と B_{msj} のなす角度 γ_{msj}
- B_m と B_{mej} のなす角度 γ_{mej}

ただし、 $j = 1, 2$ または $j = 1, 2, 3$ である。

- B_m の右側閉路番号^(注3)
- B_m の左側閉路番号

ただし、始点から終点に向かう方向を基準とする。

- B_m が閉路 C_f に属するときの正規化長さ

$$G_{mf} = g_m / \xi_f$$

2.2 鼻紋認識アルゴリズムの概要

鼻紋が閉路を主体とする網目構造的なグラフで表現できることは既に述べたが、図1の例でも示したとおり、仔牛時と成牛時のパターン間には節点の増減や枝の途切れ、閉路の分割・統合等が存在している。特に、もとの鼻紋そのものの採取状態が悪い場合には、局所的には全く違ったパターンに見える場合があり、節点や枝のような局所的な情報とそれらの隣接関係だけで認識処理を実現することはかなり困難であると考えられる。

(注3)：正確には、「 B_m の右側に隣接している領域を囲む閉路の番号」である。左側についても同じ。

そこで本論文では、鼻紋データ中の閉路情報に着目し、仔牛-成牛鼻紋間で類似性の高い特徴量をもって閉路の組を、それらの隣接関係を考慮しながら順次対応づけていくアルゴリズムを構成する。閉路の情報は、節点や枝に比べればより広範囲にわたった（大局的な）情報であり、比較的安定して特徴量を取得できると期待される。また、互いの鼻紋データ中に枝の増減が存在するような場合でも、いずれかの鼻紋中で複数の連結された閉路を統合させて一つの閉路とみなし、その閉路に対してマッチングを試みることで対処可能と考えられるので、柔軟な認識処理が実現できると期待される。

本論文で提案する手法では、まず仔牛鼻紋データ中のある特徴的な閉路（仔牛探索開始閉路 C_{ch} ）に着目し、その閉路特徴の類似性が最も高いような成牛鼻紋データ中の閉路（成牛探索開始閉路 C_{ad} ）を、ハフ変換的な手法によって抽出する。その後、 C_{ch} と C_{ad} を出発点として、それらに隣接している閉路を横型探索を基本としたグラフマッチングアルゴリズムによって調べていき、互いに対応していると判断できる閉路の対を順に抽出していく。この際、仔牛（成牛）中の一つの閉路が、成牛（仔牛）中の複数の連結された閉路に対応している場合にも対処できるように、未探索閉路の統合処理を導入する。

2.3 鼻紋認識アルゴリズム

具体的なアルゴリズムの詳細を以下に示す。

(手順0) まず、

- 認識結果格納用リスト RES
- 作業用キュー QUE
- 作業用スタック STK

を用意する。ここで、RES は仔牛-成牛鼻紋間において互いに対応していると判断された閉路の対を記録するためのリスト、QUE は横型探索に基づくマッチング処理を進める際に使用するキュー、そして STK は、仔牛（成牛）鼻紋中の閉路が隣接閉路との統合によって成牛（仔牛）鼻紋中の閉路と対応付けできる可能性がある場合、その閉路対を記録しておくためのスタックである。RES と STK における一つのレコードには、仔牛鼻紋中の一つの閉路と成牛鼻紋中の一つの閉路の組が記録され、QUE における一つのレコードには仔牛鼻紋中の一つの閉路とその隣接親となる閉路^(注4)、及び成牛鼻紋中の一つの閉路とその隣接親となる閉路が記録される（なお、QUE の 1レコードに四つの閉路を記録する理由は、閉路の対応を誤りなく定めるた

めに、後の処理で隣接親との位置関係を考慮するからである）。

(手順1) 次の 2.3.1 で述べる手順により、仔牛鼻紋データでの探索開始閉路 C_{ch} と、それに対応する成牛鼻紋データでの探索開始閉路 C_{ad} を決定し、RES に登録する。そして、これらの閉路に探索済フラグを立てる。

(手順2) C_{ch} と C_{ad} を QUE に登録する。ただし、初回の登録時は隣接親の閉路が存在しないので、 C_{ch} 、 C_{ad} をそれぞれの隣接親閉路として登録しておく。

(手順3) QUE が空になるまで後の 2.3.4 で述べる横型探索に基づいた隣接閉路の探索処理を進める。この処理では、仔牛-成牛鼻紋間で対応が定められた閉路の対が RES に、隣接閉路との統合によって対応が決まる可能性のある閉路対が STK にそれぞれ記録される。

(手順4) STK が空でない場合には、STK が空になるまで後の 2.3.5 で述べる未探索閉路の統合処理を行う。そして、統合によって新たに対応が定められた閉路の対を改めて C_{ch} 、 C_{ad} として RES に登録し、手順2に戻る。STK が空の場合、あるいは上の処理で閉路の統合が行われなかった場合には手順5に進む。
(手順5) RES に登録されているすべての閉路対を最終的な認識結果として出力する。 □

2.3.1 探索開始閉路対の決定

この処理では、仔牛鼻紋データと成牛鼻紋データのそれぞれに対し、探索を進める上での出発点となる探索開始閉路対 C_{ch} 、 C_{ad} を決定する。既に述べたように、仔牛時と成牛時の鼻紋間には特徴のひずみ変形が存在しているため、閉路の形状そのものも変化してしまう。そこで本手法では、これにも対処できるように、次のようなハフ変換的な手順を導入する。

以下では、説明をわかりやすくするために、図4を参照しながら述べる。ここでの目的は、図4左側（仔牛鼻紋）の基準閉路1について、それに最も適合するような閉路、つまり、最も類似性が高い特徴量をもった閉路を、図4右側（成牛鼻紋）から抽出することである。なお、図中の数字は各々の枝・閉路に付けられたラベル値であるが、混同を避けるため、閉路を表す番号の方に○印が付けてある。

(手順0) 仔牛鼻紋データ中に存在するすべての閉路を、その円形度 E が低い順に並べてリスト LST_{ch} を

(注4)：探索を進める上で一つ前の段階で探索された隣接閉路のこと。

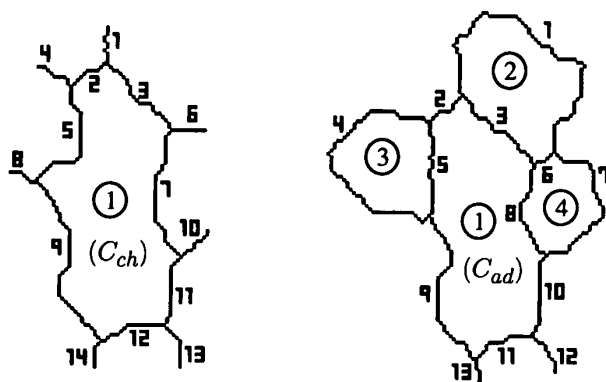


図4 探索開始閉路決定手順の説明図：(左) 仔牛鼻紋，(右) 成牛鼻紋

Fig. 4 An illustration of the procedure to determine a pair of search-starting cycles: (Left) as a child, (Right) as a grown-up.

作成する (図4の場合、リストの中身はただ一つとなる)。

(手順1) LST_{ch} から閉路を一つ取り出し、これを仔牛鼻紋側の基準閉路 C_{ch} (図4の場合、閉路1) とする。 LST_{ch} が空の場合には、探索開始閉路対が決定できなかったとして、鼻紋認識処理そのものを終了する。

(手順2) 投票空間として、大きさ $m_{ch} \times M$ の2次元配列 HF を用意し、配列要素 $HF_{p,q}$ (以下、セルという) をすべて0で初期化しておく。ここで、 m_{ch} は閉路 C_{ch} を構成する枝の本数、 M は成牛鼻紋データ中に含まれる枝の総数であり、 $1 \leq p \leq m_{ch}$ 、 $1 \leq q \leq M$ である (図4では $m_{ch} = 7$ 、 $M = 13$)。

(手順3) 閉路 C_{ch} 中から p 番目の枝 B_{chp} を選択し、以下の手順4~5を繰り返す。 m_{ch} 本の枝すべてに対する処理を終えたら、手順6に進む。

(手順4) 成牛鼻紋データ中から q 番目の枝 B_{adq} を選択し、以下の手順5を繰り返す。 M 本の枝すべてに対する処理を終えたら、手順3に戻る。

(手順5) B_{chp} を基準枝、 B_{adq} を選択枝として、以下の処理を行う。

(手順5-1) 次の2.3.2で述べる処理を行って両枝の類似性に基づいた投票値を定め、その値を $HF_{p,q}$ に加算する (例えば B_{chp} として図4左鼻紋の7番の枝、 B_{adq} として図4右鼻紋の8番の枝が選択された場合は、2.3.2の処理によって $HF_{p,q}$ に投票値11.92が加算される)。

(手順5-2) B_{chp} の右側閉路を基準閉路、 B_{adq} の右側閉路を選択閉路として後の2.3.3で述べる処理を行い、両閉路の類似性に基づいた投票値を定め、その

値を $HF_{p,q}$ に加算する。同様に、両枝の左側閉路についても同じ処理を行って、その投票値を $HF_{p,q}$ に加算する (図4の場合、左鼻紋の7番の枝には右側閉路が存在しないので、左側閉路のみの投票となって $HF_{p,q}$ に投票値71.63が加算される)。

(手順6) 以上の投票をすべて終えたら、投票空間 HF の各行において、投票値の高いものから順に m_{ch} 番目までをマーキングする (図4の場合の最終的な投票結果を、図5の一番上の表に示す。ただしこの表では、投票値の小数点以下を四捨五入しており、マーキングされたセルは下線付きで記載されている)。

(手順7) 大きさ M の1次元配列 HS (セルを HS_q で表す) と、大きさ F の1次元配列 HT (セルを HT_f で表す) を用意し、すべてのセルを0で初期化する。ここで、 $1 \leq q \leq M$ 、 $1 \leq f \leq F$ であり、 F は成牛鼻紋データ中に含まれる閉路の総数である (図4の場合、 $F = 4$ である)。

(手順8) 手順6でマーキングされたセル $HF_{p,q}$ の投票値だけを、列方向にそれぞれ加えてセル HS_q に記入する (図4の場合、 HS_q に対する投票結果は、図5中段の表のようになる)。

(手順9) 成牛鼻紋データ中のすべての閉路 C_f ($1 \leq f \leq F$) について、 C_f を構成している枝番号 q と対応するセル HS_q の投票値をすべて取り出し、それらの合計値を HT_f に記入する (図4の場合、 HT_f に対する投票結果は、図5下段の表のようになる)。

(手順10) HT_f から、しきい値 e_c 以上の投票値をもつセルをすべて抽出し、投票値の高い順に並べ換える。そして、各セルに対応する閉路をリスト LST_{ad} に登録する。

(手順11) LST_{ad} から閉路を一つ取り出し、これを成牛鼻紋データ側の対応する候補閉路 C_{ad} とする。 LST_{ad} が空の場合は手順1に戻る。

(手順12) C_{ch} と C_{ad} に関して、次の条件(a)~(c)をすべて満たした場合には、これらの閉路を探索開始閉路対として決定し、処理を終了する。どれか一つでも条件を満たさなかった場合は手順11に戻る。

$$(a) |S_{ad} - S_{ch}| \leq e_s$$

$$(b) |L_{ad} - L_{ch}| \leq e_L$$

$$(c) \sum_k (r_{adk} - r_{chk})^2 \leq e_r$$

ここで、 e_s 、 e_L 、 e_r は、判定のためのしきい値である。 □

以上の手順に従うと、図4の場合には左側鼻紋の閉路

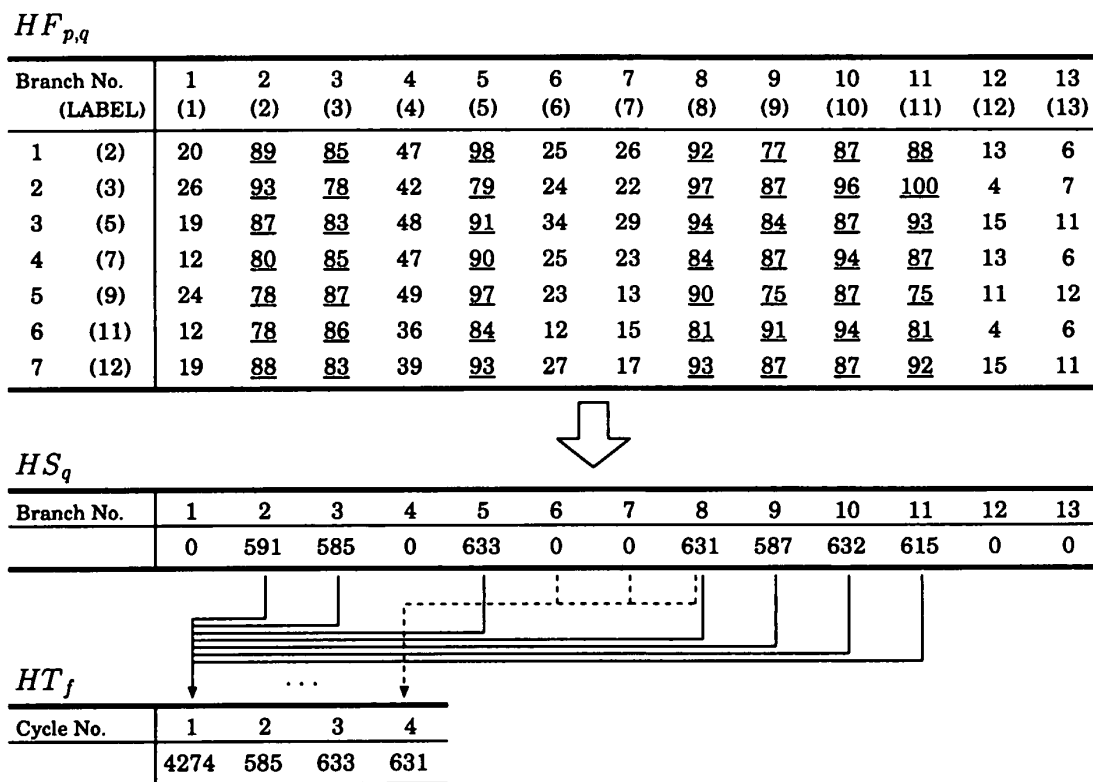


図5 図4の場合の投票空間 HF , HS , HT の様子
 Fig. 5 Distributions of the voting spaces HF , HS , and HT for Fig. 4.

1が C_{ch} として、右側鼻紋の閉路1が C_{ad} としてそれぞれ選択されて探索開始閉路対となる。

2.3.2 枝の類似性に基づいた投票値の決定

この処理では、ある基準枝 B_{ch} に対する選択枝 B_{ad} の類似度を、以下に示した項目ごとに特徴量を比較することで得点付けしていく。つまり、得点が高いほど類似度も高い。最終的に得られた総得点は、 B_{ad} の (B_{ch} に対する) 投票値として本処理の呼出し元処理に戻される。

処理に先立ち、まずは以下の手順で両枝の始点、終点の正しい対応を定め、各々の点での代表隣接枝を決定する。説明のため、ここでは図6のように B_{ad} として右側鼻紋の8番の枝、 B_{ch} として左側鼻紋の7番の枝が選択されたものとする。今、 B_{ad} は、始点においてそれぞれ角度 γ_{sad1} , γ_{sad2} で2本の枝に隣接し、終点においてそれぞれ角度 γ_{ead1} , γ_{ead2} で2本の枝に隣接している。一方、 B_{ch} は、始点においてそれぞれ角度 γ_{sch1} , γ_{sch2} で2本の枝に隣接し、終点においてそれぞれ角度 γ_{ech1} , γ_{ech2} で2本の枝に隣接している。このとき、次の角度差を算出する。

$$d_{ss} = |\gamma_{sad1} - \gamma_{sch1}| + |\gamma_{sad2} - \gamma_{sch2}|$$

$$d_{se} = |\gamma_{sad1} - \gamma_{ech1}| + |\gamma_{sad2} - \gamma_{ech2}|$$

$$d_{es} = |\gamma_{ead1} - \gamma_{sch1}| + |\gamma_{ead2} - \gamma_{sch2}|$$

$$d_{ee} = |\gamma_{ead1} - \gamma_{ech1}| + |\gamma_{ead2} - \gamma_{ech2}|$$

この中から、値が一番小さいものを基準として選び、始点、終点の対応を矛盾なく定める^(注5) (図6の場合、 d_{ee} が最も小さくなるので、 B_{ad} の始点に B_{ch} の始点に対応し、 B_{ad} の終点に B_{ch} の終点に対応する)。そして、改めて対応が定められた両枝の始点において、その二つの隣接枝同士の角度差を求める (図6の場合、 $|\gamma_{sad1} - \gamma_{sch1}|$, $|\gamma_{sad2} - \gamma_{sch2}|$ を計算する)。そして、値が小さくなった方の隣接枝を (始点における)

(注5): 仮に B_{ch} 側の始点において、それぞれ角度 γ_{sch1} , γ_{sch2} , γ_{sch3} で3本の枝に隣接しているような場合には、可能なすべての組合せについて角度差を計算する。つまり、 d_{ss} に関しては

$$d_{ss1} = |\gamma_{sad1} - \gamma_{sch1}| + |\gamma_{sad2} - \gamma_{sch2}|$$

$$d_{ss2} = |\gamma_{sad1} - \gamma_{sch2}| + |\gamma_{sad2} - \gamma_{sch3}|$$

$$d_{ss3} = |\gamma_{sad1} - \gamma_{sch1}| + |\gamma_{sad2} - \gamma_{sch3}|$$

を計算し、最も値の小さいものを d_{ss} とすればよい。また、 B_{ad} , B_{ch} の各始点において、共に隣接枝が3本存在しているような場合も考えられるが、この場合は、

$$d_{ss} = |\gamma_{sad1} - \gamma_{sch1}| + |\gamma_{sad2} - \gamma_{sch2}| + |\gamma_{sad3} - \gamma_{sch3}|$$

のように計算していけばよい。

代表隣接枝とし、 B_{ad} と代表隣接枝との隣接角度を新たに γ_{sad} , B_{ch} と代表隣接枝との隣接角度を新たに γ_{sch} とする (図 6 では、 B_{ch} 側で 11 番、 B_{ad} 側で 10 番の枝がそれぞれ始点における代表隣接枝となり、 $\gamma_{sad} = \gamma_{sad1}$, $\gamma_{sch} = \gamma_{sch1}$ となる)。終点についても、同様の手順で代表隣接枝を決定し、その隣接角度 γ_{ead} , γ_{ech} を求めておく (図 6 の B_{ch} , B_{ad} の終点においては、いずれも 3 番の枝が代表隣接枝となり、 $\gamma_{ead} = \gamma_{ead2}$, $\gamma_{ech} = \gamma_{ech2}$ となる)。

以上を踏まえ、次のとおり得点を加算していく。

- 始点における代表隣接枝角度の差 (15 点)

$d_{s\gamma} = |\gamma_{sad} - \gamma_{sch}| \leq \epsilon_{s\gamma}$ ならば、得点 $(-15d_{s\gamma}/\epsilon_{s\gamma} + 15)$ を加える (本研究では、 $\epsilon_{s\gamma} = 20$ 度を用いる)。

- 終点における代表隣接枝角度の差 (15 点)

$d_{e\gamma} = |\gamma_{ead} - \gamma_{ech}| \leq \epsilon_{e\gamma}$ ならば、得点 $(-15d_{e\gamma}/\epsilon_{e\gamma} + 15)$ を加える (本研究では、 $\epsilon_{e\gamma} = 20$ 度を用いる)。

2.3.3 閉路の類似性に基づいた投票値の決定

この処理では、ある基準閉路 C_{ch} に対する選択閉路 C_{ad} の類似度を、前項と同様に以下の方法で得点付けしていく。最終的に得られた総得点は、 C_{ad} の (C_{ch} に対する) 投票値として、本処理の呼出し元処理に戻される。

- 正規化面積の差 (25 点)

$d_S = |S_{ad} - S_{ch}| \leq \epsilon_S$ ならば、得点 $(-25d_S/\epsilon_S + 25)$ を加える (本研究では、 $\epsilon_S = 0.70$ を用いる)。

- 主軸方向の差 (3 点)

$d_\theta = |\theta_{ad} - \theta_{ch}| \leq \epsilon_\theta$ ならば、得点 $(-3d_\theta/\epsilon_\theta + 3)$ を加える (本研究では、 $\epsilon_\theta = 18$ を用いる)。

- 正規化周囲長の差 (25 点)

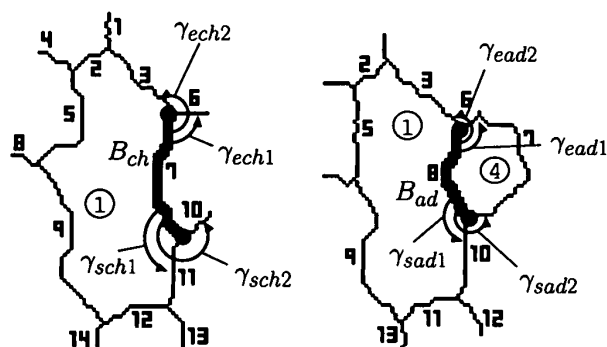


図 6 投票値決定手順の説明図

Fig. 6 An illustration of the procedure to determine voting values.

$d_L = |L_{ad} - L_{ch}| \leq \epsilon_L$ ならば、得点 $(-25d_L/\epsilon_L + 25)$ を加える (本研究では、 $\epsilon_L = 0.27$ を用いる)。

- 円形度の差 (15 点)

$d_E = |E_{ad} - E_{ch}| \leq \epsilon_E$ ならば、得点 $(-15d_E/\epsilon_E + 15)$ を加える (本研究では、 $\epsilon_E = 0.05$ を用いる)。

- 形状誤差 (25 点)

$d_r = \sum_k (r_{adk} - r_{chk})^2 \leq \epsilon_r$ ならば、得点 $(-25d_r/\epsilon_r + 25)$ を加える (本研究では、 $\epsilon_r = 0.40$ を用いる)。

2.3.4 隣接閉路探索処理

この処理では、各々の閉路における隣接関係を考慮しながら、仔牛-成牛鼻紋間で特徴の類似性が高い閉路の組を、横型探索に基づいたマッチングによって順次対応づけていく。この処理で対応の定められた閉路対は RES に記録され、また、隣接閉路との統合によって対応が定められる可能性のある閉路対は STK に記録される。

(手順 1) QUE から閉路の組を一つ取り出す。QUE が空の場合にはこの処理を終了する。なお、以下では、取り出された個々の閉路に次のような名前を付ける。すなわち、仔牛鼻紋中の閉路を QC_{ch} , 成牛鼻紋中の閉路を QC_{ad} , QC_{ch} の隣接親となる閉路を PQC_{ch} , QC_{ad} の隣接親となる閉路を PQC_{ad} とする (図 7 参照)。

(手順 2) QC_{ch} に隣接し、かつ未探索である閉路 NQC_{ch} を一つ取り出し、以下の手順 3~8 を繰り返す。未探索閉路がなくなったら手順 1 に戻る。

(手順 3) QC_{ad} に隣接し、かつ未探索である閉路 NQC_{ad} を一つ取り出し、以下の手順 4~8 を繰り返す。未探索閉路がない場合には手順 2 に戻る。

(手順 4) NQC_{ch} を基準閉路、 NQC_{ad} を選択閉路

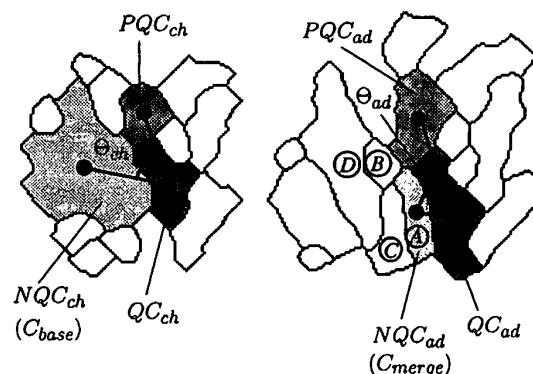


図 7 閉路統合処理の説明図

Fig. 7 An Illustration of the cycle-merging process.

として、2.3.3で述べた処理を行って投票値を算出する。ただしここでは、既に対応が定められている閉路 (QC_{ch} と QC_{ad} , PQC_{ch} と PQC_{ad}) の隣接閉路に対する類似度判定なので、 $\epsilon_S = 0.60$, $\epsilon_L = 0.20$, $\epsilon_r = 0.20$ と値を変更し、少し条件を厳しくする。そして、次の投票処理も付け加える。

- 隣接閉路間の角度差 (35点) (図7参照)

PQC_{ch} の重心, QC_{ch} の重心, NQC_{ch} の重心がなす角度 θ_{ch} と, PQC_{ad} の重心, QC_{ad} の重心, NQC_{ad} の重心がなす角度 θ_{ad} の差 $d_\theta = |\theta_{ch} - \theta_{ad}|$ が, $d_\theta \leq \epsilon_\theta$ を満たすならば, 投票値として $(-35d_\theta/\epsilon_\theta + 35)$ を加える (本研究では $\epsilon_\theta = 10$ 度を用いる)。

(手順5) 次の(a), (b)いずれかの条件を満たした場合には NQC_{ch} と NQC_{ad} を対応閉路と判定し, 手順8に進む。それ以外の場合は次に進む。

(a) 投票値 45 以上, $d_r \leq 1.0$

(b) 投票値 14 以上, $d_r \leq 1.0$, $d_\theta \leq 11$

ここで, 形状誤差 d_r を判定条件に採用する理由は, 似たような面積や周囲長をもった形状の異なる閉路対を, 投票値の大きさだけで誤って対応づけてしまわないようにするためである (なお, 1.0 という値は経験によって求めた形状変形の許容限界値である)。

(手順6) $d_\theta \leq 20$ であるとき, NQC_{ch} と NQC_{ad} は (その隣接親との位置関係から) “隣接閉路との統合によって対応づける可能性がある” と判断して STK に登録し, 手順3に戻る。それ以外の場合は次に進む。

(手順7) QC_{ad} に隣接する未探索閉路がまだ残っている場合には手順3に戻る。そうでなければ, NQC_{ch} に探索済フラグを立てて手順2に戻る。

(手順8) NQC_{ch} と NQC_{ad} に探索済フラグを立て, RES に登録する。更に, NQC_{ch} とその隣接親 QC_{ch} , NQC_{ad} とその隣接親 QC_{ad} を QUE に登録し, NQC_{ch} , NQC_{ad} をそれぞれ改めて PQC_{ch} , PQC_{ad} として手順2に戻る。 □

2.3.5 未探索閉路の統合処理

先に述べたように, 鼻紋は成長の段階において特徴のひずみや変形を生ずるため, 仔牛と成牛の鼻紋データ間には枝の増減, 閉路の分割・統合等が存在している。しかしそのような場合でも, 仔牛, 成牛いずれかの鼻紋中で複数の連結された閉路を統合して一つの閉路とみなし, それに対してマッチングを試みることで柔軟に対処できる。この処理では, そのような統合処

理に基づいた閉路の対応付けを行う。

(手順1) STK から閉路の組を一つ取り出す。ただし, 取り出した二つの閉路が既にどちらも探索済であった場合は, 次の組を取り出す。STK が空のときは処理を終了する。

(手順2) 二つの閉路のうち, 面積の大きい方を C_{base} , 小さい方を C_{merge} とする (図7参照)。

(手順3) C_{merge} に隣接し, かつ, 既に対応が確定している閉路にも隣接しているような未探索閉路をすべて抽出する (図7の場合, QC_{ad} , PQC_{ad} は既に対応が確定しているので, 閉路 B だけが抽出される)。

(手順4) 手順3で抽出された閉路群について, それらに隣接している未探索の閉路群を, 次のようにして横型探索的に抽出していく。すなわち, 最初はすぐ隣の未探索閉路群のみを抽出し, 次はその抽出された閉路群の隣にある未探索閉路群を抽出し, …, というように, 段階的な抽出を行う。ただし, この抽出は無制限に行うのではなく, そのレベルをしきい値 e_{adj} で制御する。そして, すべての抽出された閉路群を, 重複のないように, かつ抽出された順番でリスト LST_c に登録しておく。

(手順5) LST_c に含まれる閉路の総数がしきい値 (本研究では, 20 とする) を超えた場合^(注6), または LST_c が空であった場合は, 手順1に戻る。

(手順6) LST_c に含まれる閉路群について, 可能な組合せで閉路を統合し, その結果得られた統合閉路を MC_i ($i = 1, 2, \dots$) とする (例えば図7の場合, C_{merge} は A であり, LST_c には B, C, D, \dots が入っているので, $MC_1 = A + B$, $MC_2 = A + B + C$, $MC_3 = A + C$, $MC_4 = A + B + D$, $MC_5 = A + B + C + D$, $MC_6 = A + C + D, \dots$, のように閉路の統合を行っていく)。

(手順7) C_{base} を基準閉路とし, MC_i を新たな選択閉路として 2.3.3 の処理を行い, 投票値を算出する。ただしこの際, 閉路の統合による形状の変形にも柔軟に対応できるように, $\epsilon_S = 0.16$, $\epsilon_L = 0.43$, $\epsilon_r = 0.26$ と値を変更する (正規化周囲長差を少し甘く判定し, その分正規化面積差を厳しく判定する)。

(手順8) すべての MC_i に対して手順7を行い, 投票値がしきい値 (本研究では, 70 とする) 以上で, かつ一番高い投票値をもった統合閉路を C_{base} に対応す

(注6): この場合, 統合可能な連結閉路の組合せ数が膨大となってしまうので, 処理対象外とする。

る閉路であるとする。そしてこれらの閉路対を RES に登録し、探索済フラグを立てて処理を終了する。しきい値を超える MC_i が存在しない場合は手順 1 に戻る。 □

3. 評価実験と検討

3.1 評価実験

提案手法の有効性を検証するために、評価実験を行った。実験では、比較的採取状態が良い仔牛-成牛鼻紋パターンの組を 8 組ほど選択し、それらに対して提案手法を適用した。いずれの鼻紋対に対しても、パラメータの調整によって良好な結果が得ることができたが(後述)、ここでは 2 例の実験結果について示す。なお、以下の 2 例の実験において使用したしきい値パラメータは、 $e_c = 100$, $e_s = 0.70$, $e_L = 0.27$, $e_r = 0.32$, $e_{adj} = 3$ である。計算には、動作クロック 500 MHz の Celeron プロセッサを使用した。

図 8 は、比較的鼻紋線が少ない鼻紋パターンに対する認識結果例である。左側が仔牛時の鼻紋、右側が(同じ牛の)成牛時の鼻紋であり、本手法によって同一であるとみなされた閉路には同じ色が付けられている。また、閉路が統合された部分は太線で示されている。この両鼻紋間には、成長による構造のひずみや変形、鼻紋線の欠落等が含まれており、従来手法では対処が困難である。認識結果は良好であり、人間の判断とほぼ同等の結果が得られた。なお、前処理を含んだ鼻紋データの取得には 17.60 秒、認識処理には 0.18 秒を要した。

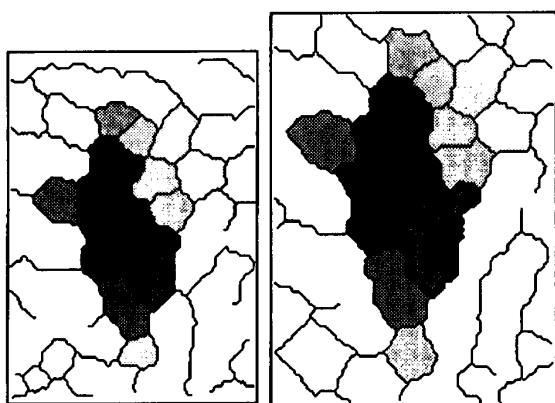


図 8 提案手法による鼻紋認識結果 1: (左) 仔牛鼻紋, (右) 成牛鼻紋

Fig. 8 The 1st recognition result using the proposed method: (Left) as a child, (Right) as a grown-up.

次に、鼻紋線が多く、比較的複雑と思われる鼻紋パターンに対して提案手法を適用した結果を図 9 に示す。先の実験と同様に、左側が仔牛時の鼻紋、右側が(同じ牛の)成牛時の鼻紋であり、上と同様の色表示がなされている。

これを見ると、連結閉路の統合処理が効果的に機能していることが確認できる。認識結果は、図中の★部分を除いてほぼ満足できるものであった。★部分でうまく対応がとれなかった原因としては、もともとの鼻紋の採取状態が悪かったこと、部分的なひずみ・変形がかなり大きいため、投票がうまく行われなかったこと、などが挙げられる(しかし、この部分については人間が見ても正確に閉路の対応を定めることは困難である)。したがって、最終的には熟練者の手助けが必要となるであろう(図 10 に、正しいと思われる閉路対応を示しておく)。なお、処理時間は、前処理を



図 9 提案手法による鼻紋認識結果 2: (左) 仔牛画像, (右) 成牛画像

Fig. 9 The 2nd recognition result using the proposed method: (Left) as a child, (Right) as a grown-up.



図 10 図 9 における正しい閉路対応

Fig. 10 The correct cycle-matching result for the Fig. 9.

含む鼻紋データ取得が 22.88 秒、認識処理が 2.41 秒であった。

3.2 検 討

本論文で取り扱った牛鼻紋のように、成長によって特徴が変形するパターンの認識問題に取り組んだ研究例は、筆者らの知る限りでは過去にもほとんど例がないと思われる。冒頭でも述べたように、この種の認識問題においては、従来用いられてきた指紋照合等の認識手法では十分に対処できず、新しい手法を確立する必要があった。そこで本論文では、鼻紋パターンを WES 形式のデータ構造で表現し、これを効果的に認識するため、閉路照合を主体とするグラフマッチング的な認識手法を新たに提案した。特に、マッチング処理を効率化し柔軟化するために、探索開始閉路対をハフ変換的に決定する手法と複数の未探索連結閉路を統合する処理を導入したが、評価実験の結果、これらが有効に働いていることが確認できた。よって、提案手法はある程度の成功を収めることができたものと考えられるが、以下では提案手法の問題点と課題について検討する。

提案手法では、牛の成長に起因する鼻紋特徴のひずみ変形が存在していても柔軟に対処できるように、多くのしきい値パラメータが導入されている。しかしながら、“成長による鼻紋特徴の変化量”は個体ごとに異なっているのが普通であり、更には採取状態の善しあしによっても大きく変わる場合がある。特に、正規化面積差 d_S 、正規化周囲長差 d_L 、形状誤差 d_r の三つの特徴量差については、個体によってかなり大きく変動することが予備実験により判明している。加えて、仔牛-成牛間で閉路の分割・統合などが存在する場合には、隣接閉路の角度差 d_θ も大きく変動する。これらの事実は、あらゆる個体に対応可能な共通のしきい値群を唯一に決定することの困難さを示したものと考えられるが、逆に、これらの特徴量差に関するしきい値パラメータ ϵ_S 、 ϵ_L 、 ϵ_r 、 ϵ_θ をそれぞれ適切に設定することによって、より最適な認識結果が得られる可能性が高いことを示唆しているとも考えられる。実際、前節で述べた 8 組の鼻紋対に対しては、これら四つのパラメータのみを適当に変更することによって、ほぼ人間の判断と同等の認識結果が得られた。

個体によらず常に共通のしきい値群を使用した場合には、例えば、

(a) 2.3.4 の探索途中で、閉路対の誤った対応付けが行われてしまい、その先の探索が誤った方向に進ん

でしまう、

(b) 2.3.5 の統合処理において（最適な結果とは）異なる閉路対応が定まってしまい、そこで探索が打ち切られてしまう、

といった問題が発生する可能性もある。提案手法では、このような認識結果の変動がなるべく起こらないように 2.3.4 手順 4 や 2.3.5 手順 7 においてしきい値パラメータを調整したり、2.3.1 手順 12 において判定を多重化したりして対処しているが、現状ではより最適な認識結果を得るために上述した四つのパラメータ ϵ_S 、 ϵ_L 、 ϵ_r 、 ϵ_θ を経験的に調整することも必要になると思われる。したがって、更に安定した認識結果を得るためには、しきい値パラメータ群の見直しや認識アルゴリズムの改良等も必要と考えられるが、これらは今後の課題である。

その他、提案手法の検討課題としては次のものが挙げられる。

・認識性能のロバスト化と処理の高速化

先に筆者らは、主として鼻紋線（グラフの枝）情報の利用を基本とした形の探索手法を提案した [14], [15]。この場合、本論文で提案した手法よりも高速に処理できるが、仔牛の鼻紋パターンが成牛鼻紋パターン中に欠落なく含まれている必要がある、あまり大きなひずみには対処できない、などの制約がある（これは、鼻紋線の途切れやひずみが生じると途端に対処できなくなってしまうことが原因である）。一方、今回の提案手法にはそのような制約はなく、認識のロバスト性は高いと考えられるが、その分処理時間がかかってしまう。したがって、これらを組み合わせた手法を構成して両者の問題点を相補的に解消することで、より実用的な認識法も実現できるのではないかと考えている。実際、競りシステムへの応用を考えた場合には、牛 1 頭当たり（最長でも）5 秒以内での照合処理が必要となるので、更なる高速化は不可欠である。このためには、細線化される鼻紋線そのものに途切れやひずみが生じにくいような、よりロバストな前処理技法の開発も必要であろう（例えば、指紋照合のための前処理 [16] の利用なども考えられる）。

・個体識別のための判定基準の検討

提案手法では、与えられた 1 対の鼻紋画像から、類似性の高い閉路対を抽出しているにすぎない。それゆえ、図 11 に示したように、仔牛時と成牛時でそれぞれ異なる牛から得た鼻紋パターンに本手法を適用した場合でも、それなりに対応が定まることがある。した

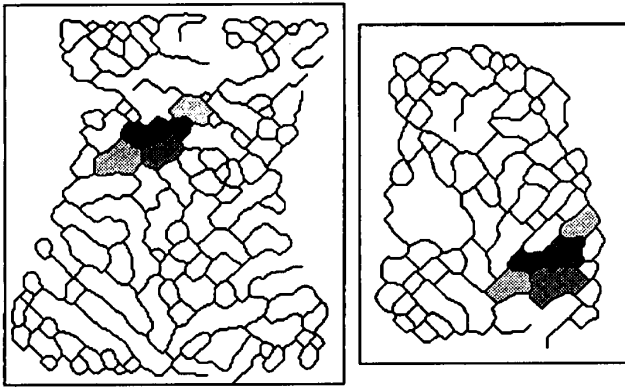


図 11 異なる牛から得た鼻紋パターンに提案手法を適用した結果

Fig. 11 The recognition result using the proposed method for the muzzle patterns that belong to the two different cattles.

がって、与えられた鼻紋が真に同一の牛から得られたものかどうか、を判定するための評価基準が必要である。この問題については、より多くの鼻紋パターンに対して本手法を適用して検討を重ねる必要がある。

4. むすび

本論文では、成長によって構造特徴が変化する生体テクスチャパターンの例として牛の鼻紋に着目し、その認識手法について論じた。本論文で提案した手法は、横型探索的なグラフマッチングを基本とし、これにハフ変換的な探索開始閉路対決定処理と未探索閉路の統合処理を取り入れて探索処理の効率化を図っている。評価実験によって、提案手法はパターンのひずみが比較的大きいような鼻紋に対しても適用可能であることが示された。現在、畜産業界では、鼻紋を用いた牛の個体識別作業が人手で行われているが、本手法はその自動化のための手助けになり得る手法であると考えている。また提案手法は、牛の鼻紋以外の生体テクスチャパターン認識問題にも容易に応用可能と考えられるが、一方で、本格的な認識（照合）システムとして実用化するためには更なる認識性能のロバスト化も必要である。これについては、今後の検討課題である。

謝辞 牛鼻紋データを提供して頂いた（株）新興製作所に感謝する。また、本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金、奨励研究 A (No.12780256) の助成によった。

文 献

- [1] 小畑秀文, “個人識別技術の現状と展望,” システム制御学会誌, vol.35, no.7, pp.383-389, 1991.
- [2] 内田 薫, “指紋照合による本人認証,” 情報処理, vol.40,

no.11, pp.1078-1083, 1999.

- [3] A.K. Jain, “Object matching using deformable templates,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.18, no.3, pp.267-278, 1996.
- [4] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models,” International Journal of Computer Vision, pp.321-331, 1988.
- [5] 山田博三, “並列演算による方向パターン弾性整合法の提案—MAP 整合法,” 信学論 (D-II), vol.J73-D-II, no.4, pp.553-561, April 1990.
- [6] D.H. Ballard, “Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes,” Pattern Recognit., vol.13, no.2, pp.111-122, 1981.
- [7] 木村彰男, 渡辺孝志, “図形検出力を向上させた高速一般化ハフ変換,” 信学論 (D-II), vol.J83-D-II, no.5, pp.1256-1265, May 2000.
- [8] 木村彰男, 渡辺孝志, “アフィン変換に不変な任意図形検出法として拡張された一般化ハフ変換,” 信学論 (D-II), vol.J84-D-II, no.5, pp.789-798, May 2001.
- [9] R.M. Haralik, K. Shanmugam, and I. Dinstein, “Textural features for image classification,” IEEE Trans. Syst., Man & Cybern., vol.SMC-3, no.6, pp.610-621, 1973.
- [10] R. Bajcsy, “Computer description of textured surfaces,” Proc. 3IJCAI, pp.572-579, 1973.
- [11] 笠井琢美, 戸田誠之助, 計算の理論, 共立出版, 1993.
- [12] 杉原厚吉, グラフィックスの数理, 共立出版, 1995.
- [13] A.K. Jain, Y. Zhong, and S. Lakshmanan, Fundamentals of digital image processing, Prentice-Hall, 1989.
- [14] 木村彰男, 古山早苗, 阿部英志, 渡辺孝志, “成長変化に対応できる生体テクスチャ認識,” 平成 10 年度電気関係学会東北支部連合大会講演論文集, 2G22, 1998.
- [15] 渡邊豊城, 木村彰男, 阿部英志, 渡辺孝志, “成長に伴う変化を受けた生体テクスチャの認識,” 情報処理学会第 59 回全国大会講演論文集, 3M-10, 1999.
- [16] 三木 幸, 浜本義彦, “傷のある指紋画像に対する 2 値化手法の改良,” 信学技報, PRMU2000-76, 2000.

(平成 13 年 10 月 9 日受付, 14 年 2 月 18 日再受付)



木村 彰男 (正員)

平 3 岩手大・工・情報卒。平 5 同大大学院修士課程了。同年ソニー (株) 入社。在社中は磁気記録関係の研究開発に従事。平 7 岩手大・工・情報助手, 現在, 同講師。博 (工)。画像処理, パターン認識に関する研究に従事。情報処理学会, 画像電子学会各

会員。



板屋 一嗣

平 12 岩手大・工・情報卒. 平 14 同大大学院修士課程了. 同年 (株) NTT データ入社. 画像処理に関する研究に従事. 情報処理学会会員.



渡辺 孝志 (正員)

昭 44 東北大・工・通信卒. 昭 46 同大大学院修士課程了. 昭 47 (株) 日立製作所入社. 昭 55 東北大・大学院博士課程了, 工博. 同年岩手大・工・情報助手. 現在, 同教授. この間, 画像処理, パターン認識, セルオートマトン, 地理情報システムなどの研究に従事. 情報処理学会, 日本リモートセンシング学会, 地理情報システム学会各会員.