

Title	鼻の3次元構造解析による個人識別
Author(s)	北田, 基樹
Citation	
Issue Date	1998-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10119/1135">http://hdl.handle.net/10119/1135</a>
Rights	
Description	Supervisor:小谷 一孔, 情報科学研究科, 修士

# 修士論文

## 鼻の3次元構造解析による個人識別

指導教官 小谷一孔 助教授

北陸先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科情報処理学専攻

北田基樹

1998年2月13日

## 要旨

コンピュータの普及・高度化に伴い、従来、人が目や耳を用いて行ってきた個人識別を、コンピュータに行わせようとする研究が盛んになっている。コンピュータによる簡単な識別方法として、パスワードや暗証番号によるものがあるが、これらは詐欺や偽造による不正使用の可能性が高い。これに対して、指紋、声紋、顔、目の網膜や虹彩パターン、DNA等の肉体的な属性は、偽造が困難であるため不正に使用される可能性は低い。これらの中で、指紋、目の網膜や虹彩パターン、DNAによる個人識別は、かなり実用化されてきている [2]。しかし、これらのシステムは、どちらかというところセキュリティ重視のものであり、コミュニケーションにおける個人識別は対象としていない。

そこで、本研究では、コミュニケーションにおける個人識別を主な対象とする。コミュニケーションにおける個人識別にとって重要なポイントは、

- (a) 人に与える精神的・肉体的負担が少ないこと
- (b) 人の表情変化等に強いこと

である。(a)に関しては、人が個人識別のために、最も自然に用いており、コンピュータを用いて識別する場合でも、人に与える精神的・肉体的負担が少ないということから顔が注目されている。これまでに研究されている顔による個人識別手法 [1] としては、

- (1) 顔部品(目や耳等)の形状、位置関係を特徴量とするもの
- (2) 顔全体の濃淡(奥行き)パターンを特徴量とするもの

等が提案されているが、これらは(b)の表情の影響については、あまり検討されていない。しかし、コミュニケーションにおいて、表情は重要なキーワードであり、表情の影響について検討する必要がある。

本稿では、今まであまり注目されていなかった鼻が、表情変化や頭髪等の影響を受けにくいことを明らかにし、鼻の形状に基づく個人識別について検討を行った。

本稿は、次の2つの要素から構成される。

(1) 個人識別に対する鼻の有効性の検討

- ・主観により、鼻の個人性、表情による影響を調べる
- ・他の顔部品(目、口)と鼻の濃淡パターン、奥行きパターンを比較し、個人性、表情による影響を調べる

(2) 鼻の特徴を解析し、個人識別を行う

- ・単純類似度を用いて個人識別を行う
- ・モルフォロジーによるパターンスペクトルを用いて個人識別を行う

鼻の有効性の検討では、まず、主観評価による鼻の識別実験を行い、鼻により個人を識別できることを明らかにした。次に、顔部品(目、鼻、口)の濃淡パターン、奥行きパターンの単純類似度を、異なる人物間と、同一人物の異なる表情間について求めることにより、顔部品の個人性、表情の影響を分析した。その結果、鼻の濃淡パターンと奥行きパターンは、目や口より、表情による影響が小さいことが明らかとなった。また、濃淡パターンにおいては、個人性も大きいことが明らかとなった。しかし、鼻の奥行きパターンに関しては、濃淡パターンより、個人性が小さくなった。今後、この原因が鼻の構造に依存するものであるのか、計測装置の計測精度や解像度によるものであるのか検討する必要がある。また、濃淡パターンに関して、照明や顔の回転の影響を分析した結果、濃淡パターンはこれらの影響を受けやすいことが明らかとなった。以上のことから、一定の照明条件下で顔の回転が無い場合には濃淡パターンが有効であり、それ以外の時に鼻の奥行きパターンを用いるのが有効であると考えられる。

個人識別に関しては、鼻が個人識別に対して有効であることが明らかとなったので、鼻の濃淡パターンと奥行きパターンの単純類似度を用いて、個人識別実験を行った。鼻の濃淡パターンを用いた場合の識別率は95%以上となり、表情が異なった場合でも高精度に個人を識別することができた。奥行きパターンを用いた場合の識別率は75%以上と濃淡パターンを用いた場合より低くなったが、5位までに識別される確率は95%以上となり、人物をクラスタリングするには有効であると考えられる。

また、位置ずれの影響に強い手法として、モルフォロジー演算によるパターンスペクトルを用いた識別実験を行った。位置ずれの影響については、円型構造要素を用いることにより、単純類似度を用いたときより、軽減できることが明らかとなった。しかし、位置ずれの無い時の識別率が、単純類似度を用いた時より、かなり低くなり、現段階では個人を高精度に識別することは困難である。照明の影響に関しては、明るさの変化には強いが、コントラストの変化には弱いことが明らかとなった。今後、構造要素の最適化やパターンスペクトルを有効に利用する方法について検討する必要がある。

# 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	背景と目的	1
1.2	本稿の構成	3
<b>2</b>	<b>個人識別における特徴解析及び識別手法</b>	<b>4</b>
2.1	従来の個人識別手法	4
2.2	3次元形状の解析及び識別手法	6
2.3	本研究で対象とする特徴量	8
2.3.1	濃淡画像	8
2.3.2	距離画像	10
<b>3</b>	<b>個人識別に対する鼻パターンの有効性</b>	<b>11</b>
3.1	主観評価による鼻パターンの分析	11
3.1.1	主観評価による鼻の識別実験	11
3.1.2	主観評価による鼻の濃淡パターンと奥行きパターンの分析	13
3.2	鼻の濃淡パターンの個人性と表情による影響	14
3.2.1	単純類似度による類似性	14
3.3	鼻の奥行きパターンの個人性と表情による影響	19
3.3.1	レーザーレンジファインダによる計測について	19
3.3.2	単純類似度による類似性	21
3.4	照明や回転による影響	24
3.4.1	照明の影響	24
3.4.2	回転の影響	26

<b>4</b>	<b>鼻パターンによる個人識別</b>	<b>27</b>
4.1	単純類似度による識別 . . . . .	27
4.1.1	個人識別実験 . . . . .	27
4.1.2	位置ずれによる影響 . . . . .	29
4.2	モルフォロジー解析による識別 . . . . .	30
4.2.1	パターンスペクトルによる特徴解析 . . . . .	30
4.2.2	鼻パターンのパターンスペクトルによる識別 . . . . .	34
4.2.3	照明や位置ずれによる影響 . . . . .	50
4.2.4	本手法の応用 . . . . .	53
<b>5</b>	<b>結言</b>	<b>54</b>

# 第 1 章

## はじめに

### 1.1 背景と目的

コンピュータの普及・高度化に伴い、従来、人が目や耳を用いて行ってきた個人識別を、コンピュータに行わせようとする研究が盛んになっている。コンピュータによる簡単な識別方法として、パスワードや暗証番号によるものがあるが、これらは詐欺や偽造による不正使用の可能性が高い。これに対して、指紋、声紋、顔、目の網膜や虹彩パターン、DNA 等の肉体的な属性は、偽造が困難であるため不正に使用される可能性は低い。これらの中で、指紋、目の網膜や虹彩パターン、DNA による個人識別は、かなり実用化されてきている [2]。しかし、これらのシステムは、どちらかというセキュリティ重視のものであり、コミュニケーションにおける個人識別は対象としていない。

そこで、本研究では、コミュニケーションにおける個人識別を主な対象とする。コミュニケーションにおける個人識別にとって重要なポイントは、

- (a) 人に与える精神的・肉体的負担が少ないこと
- (b) 人の表情変化等に強いこと

である。(a) に関しては、人が個人識別のために、最も自然に用いていおり、コンピュータを用いて識別する場合でも、人に与える精神的・肉体的負担が少ないということから顔が注目されている。これまでに研究されている顔による個人識別手法 [1] としては、

(1) 顔部品 (目や耳等) の形状、位置関係を特徴量とするもの

- ・ 顔の輪郭のマッチングによるもの [3]
- ・ 目や耳の形状によるもの [5][16]
- ・ 顔部品位置の構造解析によるもの [6][10][11]

(2) 顔全体の濃淡 (奥行き) パターンを特徴量とするもの

- ・ 顔全体の濃淡パターンやモザイクパターンのマッチングによるもの [7][8]
- ・ 顔の表面形状を用いたもの [4]
- ・ 顔画像の 3 次元曲率によるもの [9]

等が提案されているが、これらは (b) の表情の影響については、あまり検討されていない。しかし、コミュニケーションにおいて、表情は重要なキーワードであり、表情の影響について検討する必要がある。

本稿では、今まであまり注目されていなかった鼻が、表情変化や頭髪等の影響を受けにくいことを明らかにし、鼻の形状に基づく個人識別について検討を行った。

## 1.2 本稿の構成

本稿は、次の2つの要素から構成される。

- (1) 個人識別に対する鼻の有効性の検討
  - ・主観により、鼻の個人性、表情による影響を調べる
  - ・他の顔部品(目、口)と鼻の濃淡パターン、奥行きパターンを比較し、個人性、表情による影響を調べる
- (2) 鼻の特徴を解析し、個人識別を行う
  - ・単純類似度を用いて個人識別を行う
  - ・モルフォロジーによるパターンスペクトルを用いて個人識別を行う

## 第 2 章

# 個人識別における特徴解析及び識別手法

### 2.1 従来の個人識別手法

従来の個人識別手法 [1][2] について、説明する。

#### (1) 指紋、手の平によるもの

指紋による個人識別手法は、大きく分けると 2 つの方式がある。1 つは指紋の隆線の端点・分岐点といった特徴点を利用する方法 (マニューシャ法) で、もう 1 つは、指紋像そのものを利用する方法である。前者は座標系におけるマニューシャの位置、方向、相互関係を調べてマッチングを行うものである。後者はマニューシャ像のフーリエ変換によるパワースペクトルを用いるもの等がある。指紋は個人を肉体的に完全に同定する精度があるため、古くから拇印として使用されたり、警察の犯罪捜査に使用されてきた。また、指紋による自動個人識別装置も実用化されている。しかし、指紋は個人のプライバシーに深く関わるため、プライバシーの保護の配慮が必要となる。また、指紋は接触型の識別手法である。このようなことから、指紋による個人識別は精度を重要視するセキュリティーに向いており、コミュニケーションにおける個人識別には向いていないと考えられる。

手の平を用いるものは、指の長さや関節部分の幅や厚さ、手の平の幅や厚さ等を計測しマッチングをとるものがある。手の平を用いるものも実用化されており、アトランタオリンピックでは、入室管理に利用されている。しかし、この手法も接触型であり、セキュリティーに向いていると言える

#### (2) 顔によるもの

虹彩や網膜を用いる方法、顔部品の形状や位置関係を用いる方法、顔全体を用いる方法

等がある。

虹彩や網膜を用いるものは、虹彩の濃淡変化や、網膜パターンのフーリエ変換によるパワースペクトルを特徴量とするものがある。これらは既に実用化されており、長野冬期オリンピックでは、銃保持者の認証に用いられた。これらのシステムは、非接触型であるが、目の詳細部分を撮影するため、人物の姿勢に制約がある。また、目は表情の影響を受けやすく、現状のシステムではコミュニケーションに向かないと言える。

顔部品を用いるものは、両目付近の画像による距離識別法、モルフォロジー演算による耳のパターンスペクトルを特徴量とする方法、顔部品の相互位置を特徴量とする方法等がある。また、顔全体を用いるものとしては、KL展開による固有顔を用いる方法、フーリエ変換によるパワースペクトルを用いる方法、顔表面のスプライン近似曲線や曲率を特徴量とする方法、顔のモザイク画像を特徴量とするもの等がある。顔部品や顔画像を用いる手法は、識別精度においては指紋や虹彩を用いたものより劣るが、人に与える負担は少ないため、コミュニケーションにおける個人識別手法に適用できる。しかし、表情の影響については、まだあまり検討されていない。

### (3) 音声によるもの

音声によるものとしては、キーワードを指定するテキスト依存型、どんな言葉でもよいテキスト独立型がある。ともに個人の音声信号を周波数分析して得られたスペクトルパターンを特徴量とする方法である。これも実用化されているが、話者認識の精度は、まだあまり高くない。コミュニケーションにおける個人識別にも適用可能であるが、発声しなければ識別できないという欠点もある。

### (4) 筆跡によるもの

筆跡によるものとしては、テキスト依存型とテキスト独立型、オンラインとオフラインのものがある。オンラインでは書き順、筆記速度、筆圧等を特徴量とし、オフラインでは、文字の幅等を特徴量とするものがある。しかし、現段階では精度があまり高くない。

### (5) DNA によるもの

DNA によるものとしては、DNA をバーコードのような縞模様で表した DNA 指紋と呼ばれるものを特徴量とするものがある。また、DNA をインク化し、物に書き込むものもある。DNA は完全に個人を同定できるものであるが、その採取に手間がかかるという問題がある。

## 2.2 3次元形状の解析及び識別手法

3次元形状の特徴解析及び識別手法は、大きく次の2つに分類される。

- (1) 濃淡画像や距離画像のエッジ情報を用いるもの
- (2) 濃淡画像の濃淡パターンや距離画像の奥行きパターンを用いるもの

エッジ情報を用いるものは、エッジを正しく抽出できることが前提条件となる。しかし、自然画像において、エッジを正しく抽出することは困難である。また、エッジは主に対象物の輪郭を表すため、輪郭の形状が異なる物体には適しているが、輪郭以外の物体表面の違いを表すことはできない。これに対して、濃淡パターンや奥行きパターンは比較的安定したデータを得ることができ、輪郭情報だけでなく、物体表面の情報も持っている。本研究では、対象物体として顔を用い、また、その特徴として表面の3次元形状を用いるため、濃淡パターンや奥行きパターンを特徴とする手法を用いる。

濃淡パターンや奥行きパターンの特徴解析及び識別手法の代表的なものとして、

- a. 輝度(奥行き)値を直接比較するもの
- b. 直交変換によるもの
- c. フーリエ変換によるもの
- d. スプライン近似や曲率によるもの
- e. モルフォロジー演算によるもの

等がある。

輝度(奥行き)値を直接比較する最も単純な手法は、画素値の間の距離を求めるものである。しかし、この手法はパターンの変動の影響を強く受ける。このような影響を軽減する手法として、単純類似度がある。これは、統計学における相関係数と同じものである。この手法は、幾何学的変換が無い場合には有効である。[12]

直交変換によるものとしては、Karhunen-Loeve展開(KL展開)を利用したものがある。これは、KL展開を画像の標本集合に適用して求められる直交基底画像(固有画像)を用いて、任意の画像を展開した係数から構成される低次元の特徴ベクトルで記述し、この特徴ベクトルを用いて識別するものである。この手法も、幾何学的変換が無い場合には有効である。[13]

フーリエ変換による手法は、画像のフーリエ変換を求め、その強度を表すフーリエスペクトルを特徴量としている。この手法は、幾何学的変換に対して強い。しかし、空間的パ

ターンについてのフーリエ変換は、時間波形の場合に比べ、空間的一様性が低く、詳細な3次元形状の特徴解析には向かない。[13][14]

スプライン近似は、画像をスプライン近似し、その制御点を特徴量とする手法である。曲率による手法は、画像のガウス曲率、平均曲率、最大最小主曲率等の3次元曲率を求め、特徴量とするものである。スプライン近似は、画像の幾何学的変換に弱い。曲率は、画像の回転には強いが、表面の不連続領域では安定した曲率を得ることが困難である。[3][4][9]

モルフォロジー演算によるものとして、パターンスペクトルを用いたものがある。これは、基本となる構造要素が、対象とする画像をどの程度表すかを求めるものである。基本となる構造要素を変化させることにより、求まるパターンスペクトルも変化し、この変化を特徴量とする。パターンスペクトルは、フーリエ変換のフーリエスペクトルと似た性質を持っているが、構造要素の自由度が大きく、より複雑な特徴解析を行うことが可能である。[16][17][19][20]

## 2.3 本研究で対象とする特徴量

### 2.3.1 濃淡画像

本稿で用いた濃淡画像の撮影条件、デジタル化について説明する。撮影に使用した機器は以下の通りである。

カメラ：canon EOS 35mm 一眼レフ

レンズ：canon 200m LENS EF 35-135mm 1:4-5.6

フラッシュ：National PE-321SW

アンブレラ：口径 700mm

フィルム：デイトタイプ 35mm カラーリバーサルフィルム PROVIA 400

モデルとカメラとの位置関係を図 2.1 に示す。モデルからカメラの距離は椅子の中心からカメラのフィルム面までの距離であり、壁からモデルの距離は、椅子の中心から壁までの距離である。モデルの顔の位置は、床から目までの距離で決定した。カメラの角度は、ファインダをのぞいた時、中心が鼻の頂点に合うように調整した。アンブレラの角度は、モデルから見て、アンブレラの軸が一点に見えるように調整した。モデルの背景については、黒にすると背景と髪境界がはっきりしないため、水色の布を背景とした。

撮影した写真のデジタル化は、フィルムスキャナ (FILM SCANNER Nikon Scan LS-1000) により行った。デジタル化する際のパラメータを表 2.1 に示す。また、フィルム毎の明るさ、色の違いを補正するために、背景の色が RGB=(56,92,168) の値に近くなるように調整した。

表 2.1: デジタル化のパラメータ

画像サイズ	1500 × 1800[pixels]
補正	2.2

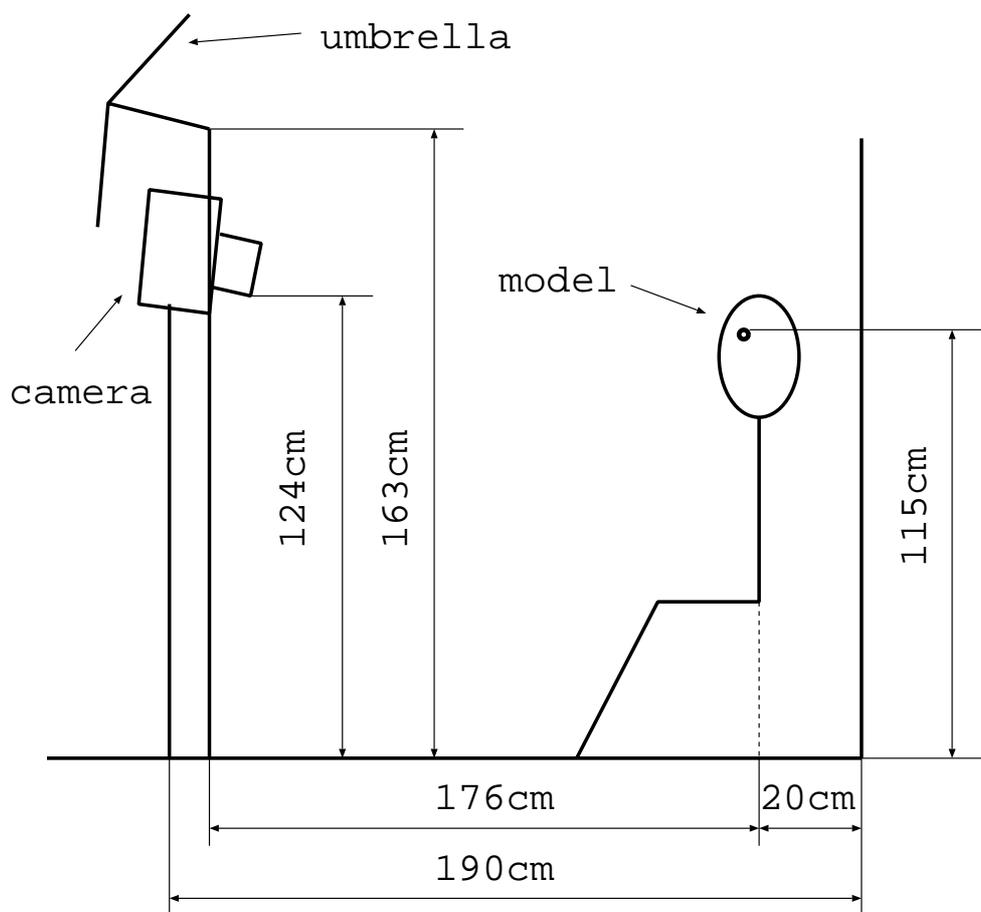


図 2.1: モデルとカメラの位置関係

### 2.3.2 距離画像

ミノルタ(株)のレーザーレンジファインダ(VIVID 700 NON-CONTACT 3D DIGITIZER)により、距離計測を行い、ダイキン工業(株)のソフトイメージを用いて、奥行きを画像データに変換した。VIVIDの基本原理は、まず、シリンドリカルレンズによるスリット光を対象物に照射し、その反射光を3角測量を用いてCCDで受光し、1ラインの距離データを得て、次に対象物に照射するスリット光をガルバノミラーで走査することによって、距離計測を行っている。計測時間は0.6秒で、200×200画素の距離データを得ることができる。対象物設置距離は0.6~2.5mであり、1m離れた対象物を計測した時の最大歪みは対象物の大きさの約1%である。

本稿では、モデルと計測装置との距離を1mとし、モデルの顔の領域がファインダにおさまる範囲でズームを行い、距離を計測した。

## 第 3 章

# 個人識別に対する鼻パターンの有効性

### 3.1 主観評価による鼻パターンの分析

#### 3.1.1 主観評価による鼻の識別実験

鼻形状の個人性・表情の影響を分析するため、主観評価による鼻画像の識別実験を行った。実験に用いた画像は、15 人の 4 表情 (無表情、笑い、口を開く、目を閉じる) の顔画像 (1500 × 1800[pixels]、モノクロ 256 階調) から、鼻の部分を手動で切り出し (300 × 300[pixels]) たものである (図 3.1)。位置や回転、輝度値の正規化は行わずに用いた。

15 人の無表情時の鼻画像を辞書画像とし、入力画像としては、クローズデータとして、辞書画像と同一の無表情時の鼻画像を用い、オープンデータとして、他の表情 (笑い、口を開く、目を閉じる) の時の鼻画像を用いて、識別実験を行った。

識別方法は、入力画像を 4 つのカテゴリに分け、それぞれについて、被験者 (10 人) に辞書画像と入力画像を時間無制限で見比べてもらい、最も辞書画像と似ている鼻画像を入力画像から選択してもらった。識別結果を表 3.1 に示す。

表 3.1: 主観評価による鼻画像の識別結果

表情	無表情	笑い	口を開く	目を閉じる
識別率 (%)	98.0	80.7	97.0	98.7

表 3.1 より、笑ったときの鼻画像の識別率は 80.7 % と少し低くなったものの、無表情、口を開く、目を閉じる時の鼻画像については、100 % に近い識別率が得られ、鼻画像には個人差があり、また、表情の影響も受けにくいことが明らかとなった。笑ったときの鼻画像の識別率が低くなった原因は、大きく笑った場合、頬の変化に伴って、小鼻の部分が横に広がってしまい、鼻の形状が変化してしまうためであると考えられる。また、顔が傾いたときや、照明の影響によって、鼻の見えかたに変化が生じ、識別を誤ることがあり、顔の向きや照明について注意が必要であることも明らかとなった。

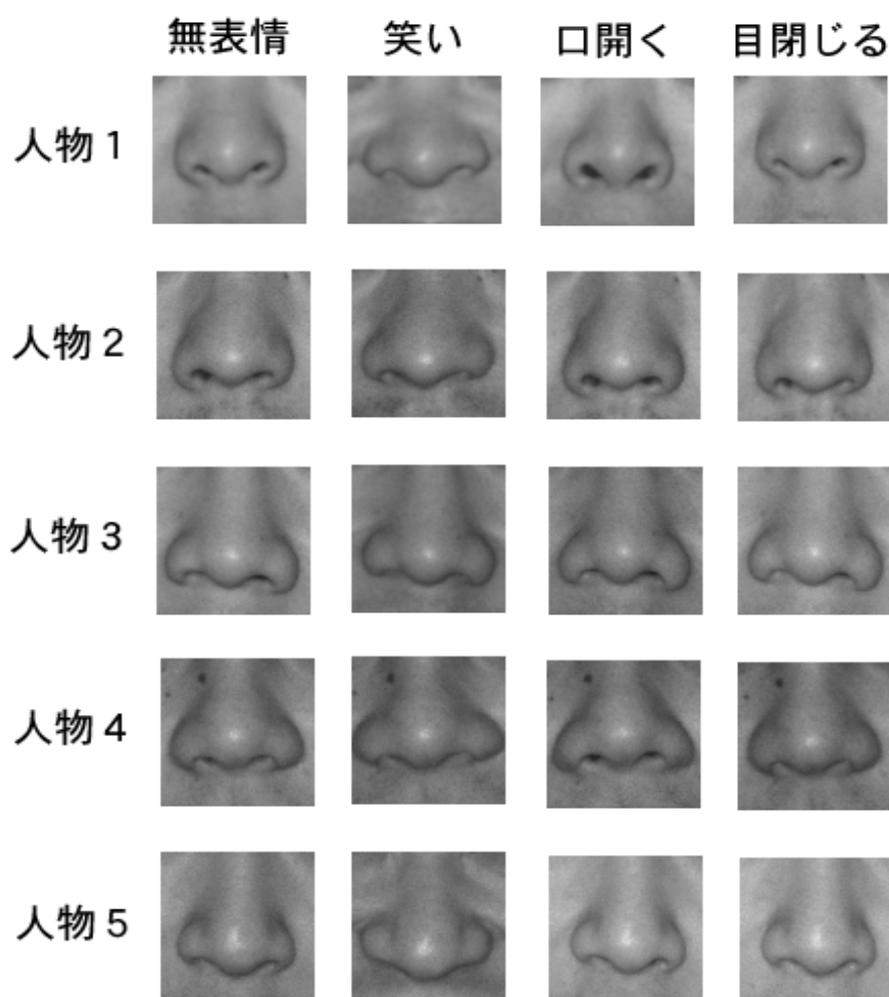


図 3.1: 識別画像の例

### 3.1.2 主観評価による鼻の濃淡パターンと奥行きパターンの分析

鼻の3次元的な構造は、画像として、どのように表されるかを、濃淡パターンと奥行きパターンについて、それぞれ3次元曲面とみなして可視化することにより分析した。図3.2に鼻の濃淡パターンと鼻の奥行きパターンを示す。

鼻の濃淡パターンは、鼻の相対的な形状を表すものの、照明や肌の色の影響により、全体的に平坦であり、鼻の頂点では、輝度値が急激に高くなっており、また、鼻の穴が上方にせり出している。

これに対して、鼻の奥行きパターンは、鼻の絶対的な形状を表しており、照明や肌の色の影響を受けないため、鼻の高さがよく現れている。

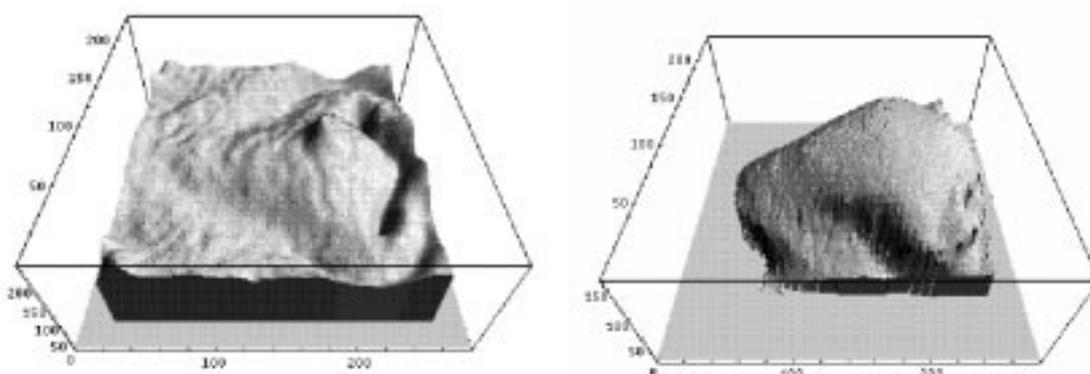


図 3.2: 鼻画像 (左: 濃淡画像、右: 距離画像)

## 3.2 鼻の濃淡パターンの個人性と表情による影響

鼻の濃淡パターンの人物による違いと、同一人物で表情が異なった時の違いを、他の顔部品(目、口)と比較することにより、鼻の濃淡パターンの個人性、表情による影響を分析した。類似性の尺度としては、濃淡パターンの単純類似度を用いた。

### 3.2.1 単純類似度による類似性

パターン間の類似性を求める単純な方法として、一般によく用いられる単純類似度がある。単純類似度は、線形的な明るさの変化やコントラストの変化に強いという特長がある。しかし、位置ずれの影響を強く受ける。本稿では、単純類似度を以下の式で定義した。

$$\sigma_{pep'e'}^2 = \frac{\left( \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y f_{pe}(x, y) \times f_{p'e'}(x, y) \right)^2}{\sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y f_{pe}^2(x, y) \times \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y f_{p'e'}^2(x, y)} \quad (3.1)$$

ここで、 $p, p'$ は人物のインデックスであり、 $e, e'$ は表情の種類を表す。 $x, y$ は画像の座標値を表し、 $f_{pe}(x, y), f_{p'e'}(x, y)$ は、人物  $p$  の表情  $e$  及び人物  $p'$  の表情  $e'$  の顔部品画像を表す。

実験に用いた画像は、10人の7表情(無表情1、無表情2、笑い、悲しみ、怒り、口を開く、目を閉じる)の時の顔部品画像(目、鼻、口)である。これらの画像は、目の位置を用いて傾きを正規化した顔画像(1500 × 1800[pixels]、256階調)から、手動で切り出したものである(図3.3)。その後、明るさの変化の影響を受けないように、各顔部品の画素値の平均を0に正規化した。各顔部品のサイズは、個性を表すものであり、また、カメラからの距離がおおよそ一定であるため正規化を行わなかった。単純類似度を求める時の画像サイズ(X,Y)は、x方向、y方向それぞれ、大きいほうの画像にあわせた。

顔部品の濃淡パターンの個人性については、20人中の異なる2人( $p \neq p'$ )について、顔部品の濃淡パターンの単純類似度を求める。このときの表情( $e, e'$ )は無表情1とし、すべての組合せ190通りについて単純類似度を求める。図3.4に結果を示す。

顔部品の濃淡パターンの表情による影響については、同一人物( $p=p'$ )の無表情1( $e$ )と他の6表情( $e'$ )のときの顔部品の濃淡パターンの単純類似度を20人について、それぞれ

求める。すべての組合せは 120 通りある (6 表情 × 20 人)。図 3.5 ~ 3.7 に結果を示す。

グラフの横軸は単純類似度を表し、最小値が 0 で最大値が 1 である。横軸は、単純類似度を 0.1 毎の区間に分割したときに、それぞれの区間内の単純類似度を持つものがいくつあるかを、相対度数で表したものである。

個人性については、単純類似度の低い部分の相対度数が高ければ、人物による違いが大きいと言え、表情の影響については、単純類似度の高い部分の相対度数が高ければ、表情による違いは小さいと言える。

図 3.4 は、各顔部品の個人性を表すグラフであるが、いずれの顔部品も単純類似度の低い部分の相対度数が高くなっており、個人性を有することがわかる。

図 3.5 は、鼻の濃淡パターンの表情間での単純類似度を表したものであるが、表情間での単純類似度は、個人間での単純類似度より高い部分に分布しており、同一人物の表情による濃淡パターンの違いは、人物による違いより小さいことがわかる。図 3.6、図 3.7 は、目と口の濃淡パターンの表情間での単純類似度を表したものであるが、目や口については、同一人物の表情による違いが、人物間での違いより大きくなる部分が多いことがわかる。

以上のことから、鼻の濃淡パターンは、目や口の濃淡パターンより、表情による影響が少なく、また、目や口と同様に個人性を有することが明らかとなった。



図 3.3: 顔部品画像の切り出し方法

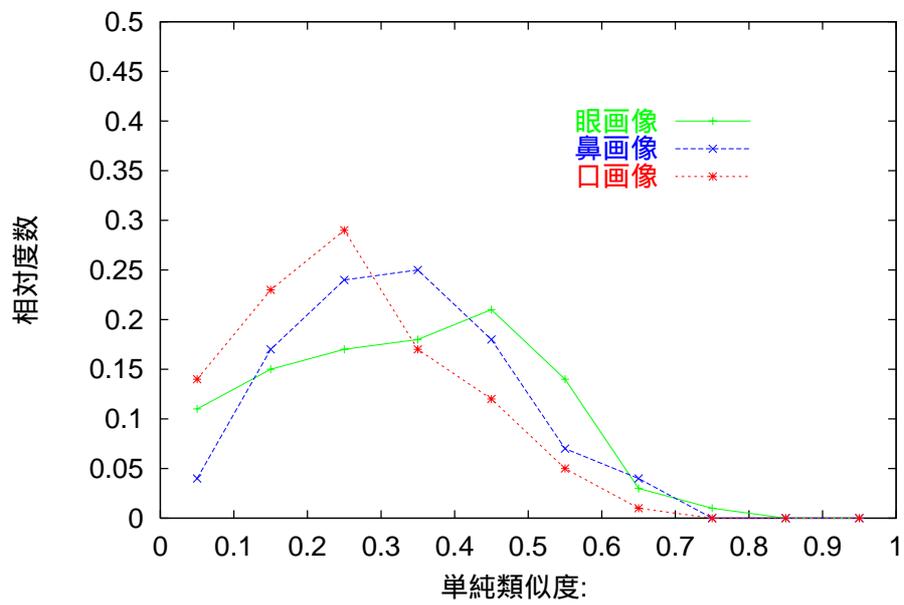


図 3.4: 顔部品の濃淡パターンの人物間での単純類似度

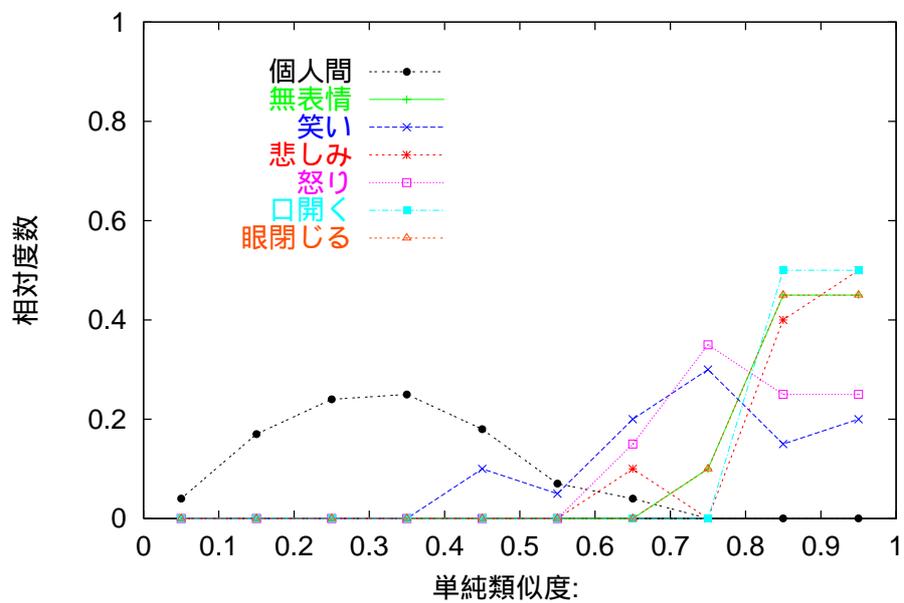


図 3.5: 鼻の濃淡パターンの表情間での単純類似度

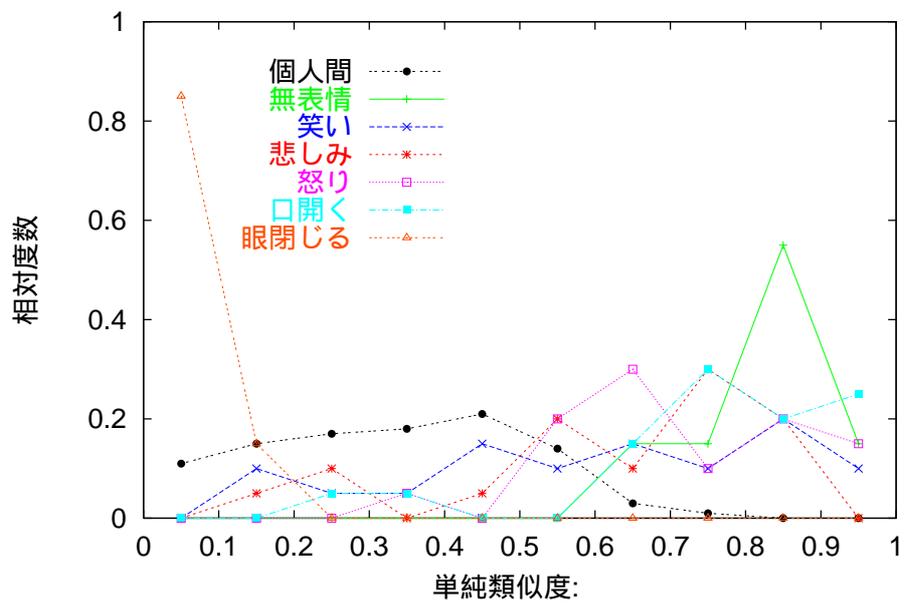


図 3.6: 目の濃淡パターンの表情間での単純類似度

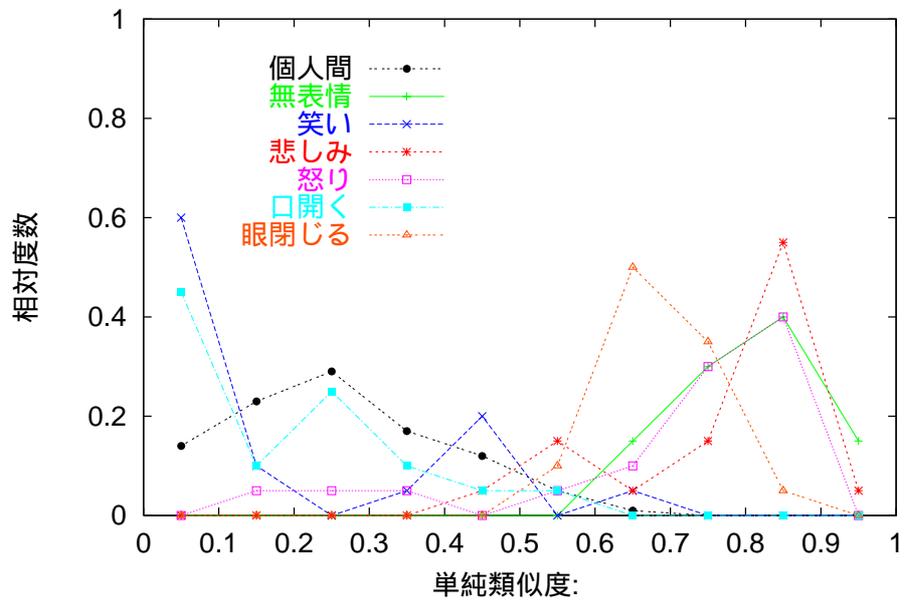


図 3.7: 口の濃淡パターンの表情間での単純類似度

### 3.3 鼻の奥行きパターンの個人性と表情による影響

照明や化粧等の影響に強い鼻の奥行きパターンについて、濃淡パターンと同様に、個人性と表情による影響を分析した。

#### 3.3.1 レーザーレンジファインダによる計測について

レーザーレンジファインダを用いて、顔の3次元距離の測定し、シェーディングを行ったものを図 3.8 に示す。この図を見ると黒目、頭髪、眉毛等の黒い部分のデータが正しく取れていないことがわかる。これは、測定に用いたレーザーレンジファインダが、 $\approx 685\text{nm}$  のレーザービームを用いているため、黒や青など赤色付近の反射率が低い物のデータは、正しく取りにくいいためである。また、鼻の穴や、上唇と下唇の境目、目や口と肌との境界等のデータもレーザービームの反射が狂い、正しいデータが取りにくい。

目や口はもともと奥行きの変化が少ないため、このような誤差の影響を強く受ける。それに比べ、鼻は目や口より奥行きの変化が大きく、また、鼻の穴を除けば正しくデータが取れているといえる。

このようなことから、本稿で用いたレーザーレンジファインダによる3次元距離の測定には、鼻が最も適していると言える。

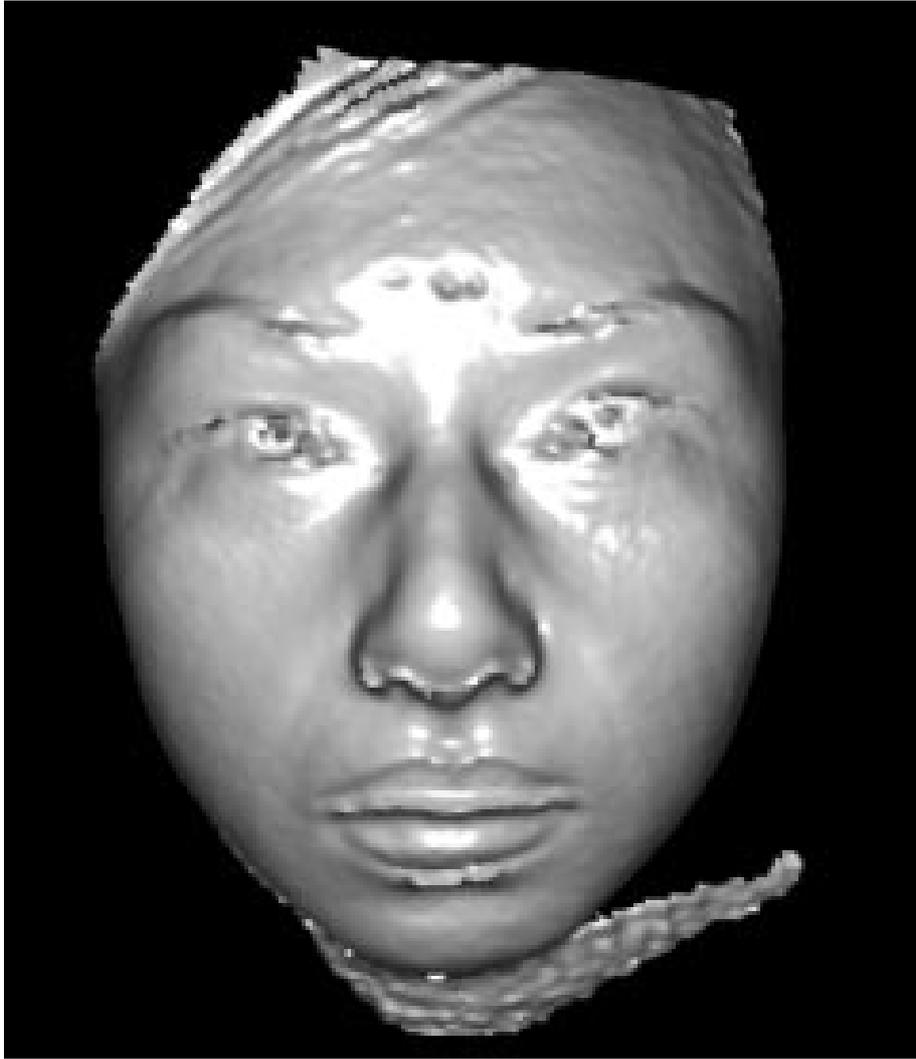


图 3.8: 顔距離画像

### 3.3.2 単純類似度による類似性

実験に用いた画像は、10人の7表情(無表情1、無表情2、笑い、悲しみ、怒り、口を開く、目を閉じる)の時の顔部品画像(目、鼻、口)である。レーザーレンジファインダにより計測した顔の距離データを、目の位置を用いて $z$ 軸周りの傾きを正規化し、両頬の位置を用いて $y$ 軸周りの傾きを正規化し、眉間と鼻の下を用いて、 $x$ 軸周りの傾きを正規化した(図3.9)。そして、手動で目、鼻、口の部分を切り出し、中心をそれぞれあわせた後、カメラからの距離が一定になるように拡大縮小し、 $z$ 軸方向の距離データを256階調に量子化し、画素値の平均を0に正規化したものである。

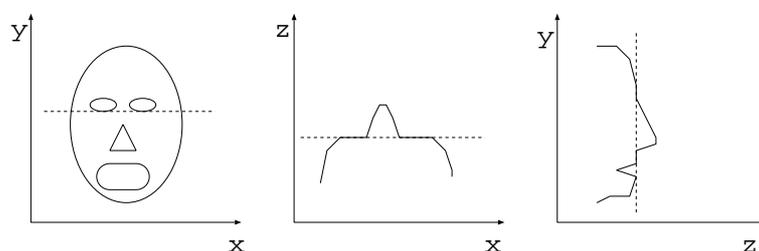


図 3.9: 傾きの正規化

単純類似度は、式3.1を用い、濃淡パターンの時と同様の方法で、個人性、表情による影響を分析した。結果を図3.10~3.13に示す。

図3.10は、個人間での顔部品の奥行きパターンの単純類似度を表したものであるが、鼻の個人間での単純類似度が、目や口より高くなり、個人性が小さいという結果になった。しかし、目や口に関しては、先に述べたように、レーザーレンジファインダにより正しいデータが得にくいため、単純類似度が低くなったと思われる。ただ、濃淡パターンの方の単純類似度(図3.4)より高い部分に分布していることから、濃淡パターンのほうが個人性が大きいと言える。この理由として、(1)鼻の奥行きパターンの違いが少ない、(2)レーザーレンジファインダの測定精度、解像度が低いということが考えられる。

図3.11~3.13は、表情間での顔部品の奥行きパターンの単純類似度を表すものであるが、鼻は目や口より、表情間での単純類似度が高い部分に多く分布しており、同一人物の表情間での違いが、人物間での違いより小さいことがわかる。

以上のことより、鼻の奥行きパターンは、目や口より、表情による影響が小さく、また、濃淡パターンよりは劣るものの、個人性を有することが、明らかとなった。

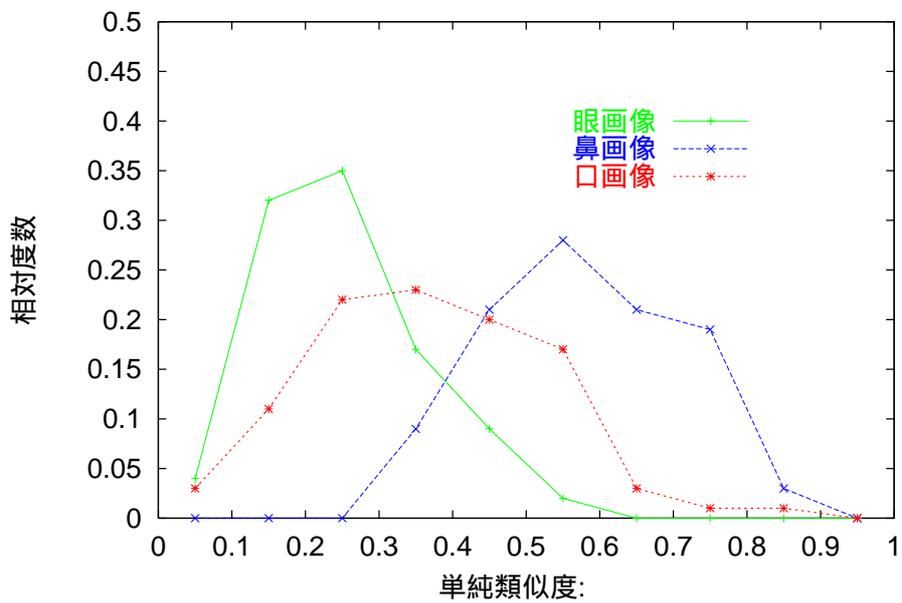


図 3.10: 顔部品の奥行きパターンの人物間での単純類似度

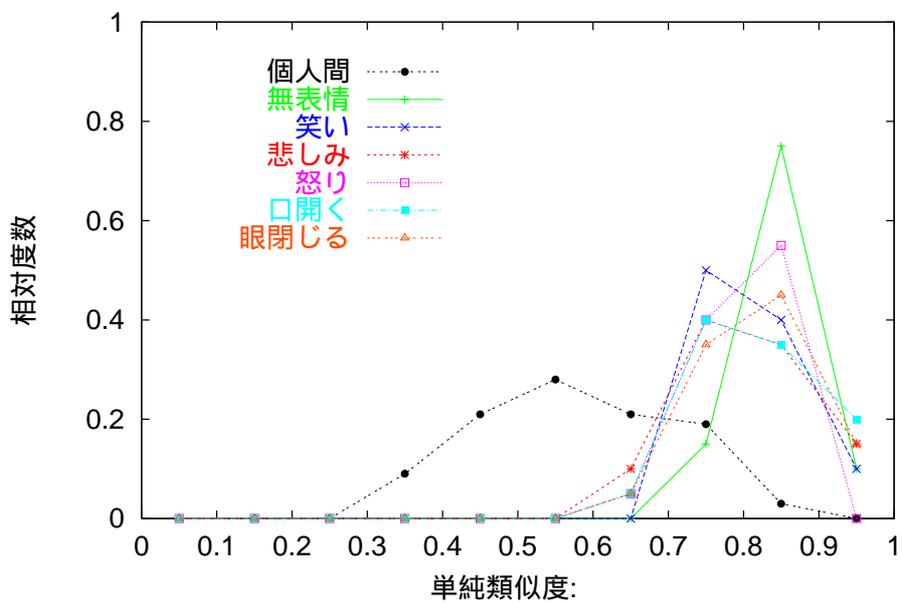


図 3.11: 鼻の奥行きパターンの表情間での単純類似度

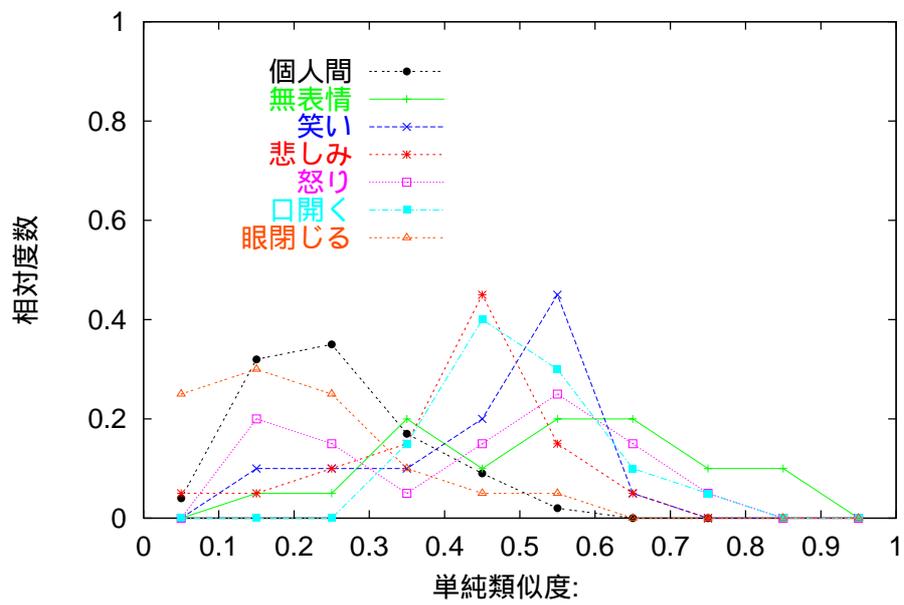


図 3.12: 目の奥行きパターンの表情間での単純類似度

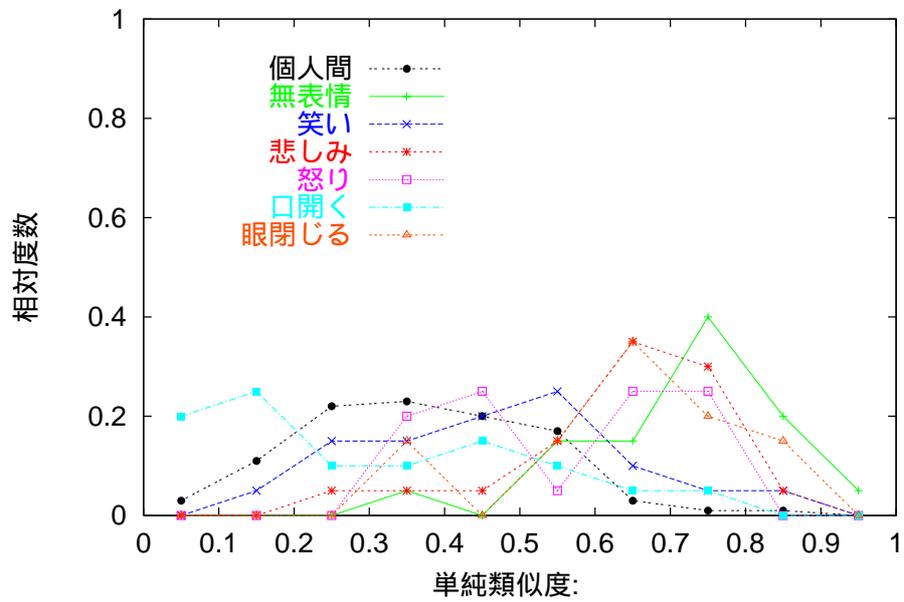


図 3.13: 口の奥行きパターンの表情間での単純類似度

## 3.4 照明や回転による影響

### 3.4.1 照明の影響

各顔部品の濃淡パターンの類似性を調べることにより、鼻の濃淡パターンが、最も表情による影響が少なく、また目や口と同様に個人性を有することが明らかとなった。しかし、濃淡パターンは照明の影響を受けやすいという問題がある。そこで、照明条件を変化させたときの鼻の濃淡パターンの類似性を求めた。照明条件の変化には、線形的なものとして、単純に輝度値を上下にシフトしたもの、輝度値を定数倍したもの、ヒストグラムの均一化を行ったものを用いた。また、非線形的なものとして、入力データの輝度値をある範囲でカットし、その範囲を0~255に広げたもの、ヒストグラムの平坦化を行ったものを用いた。結果を表3.2~3.4に示す。

表3.2より、輝度値の単なるシフトや定数倍の影響は受けないことがわかる。しかし、表3.4に示すように、ある範囲で輝度値が飽和しているような場合には影響を強く受ける。ヒストグラムの均一化や平坦化による影響はあまり受けなかった。以上の結果から、濃淡パターンの単純類似度は、ある条件下においては、照明の影響を受けにくい、輝度値が飽和するような照明の変化においては、影響を強く受けることが明らかとなった。

それに対し、距離情報である奥行きパターンは、照明の影響を受けないため、一定の照明条件に保つことが困難な場合には、濃淡パターンより、奥行きパターンが有効であると言える。

表 3.2: 輝度値のシフトと定数倍による影響

明るさ	-30 %	+30 %
単純類似度	1.00	1.00
コントラスト	-30 %	+30 %
単純類似度	1.00	1.00

表 3.3: ヒストグラムの均一化と平坦化による影響

ヒストグラム	均一化	平坦化
単純類似度	0.93	0.94

表 3.4: 輝度値の飽和による影響

飽和範囲	70 ~ 180	100 ~ 150
単純類似度	0.93	0.56

### 3.4.2 回転の影響

濃淡パターンは、2次元(xy平面)の位置情報しか持たないため、z軸(輝度値を表す)回りの回転しか正規化することができない。そこで、y軸(画像の縦軸)回りの回転の影響について調べた。

実験は、顔が正面から5度、10度、15度横を向いた時の鼻パターンと、正面を向いている時の鼻パターンとの単純類似度を求めることにより行った。また、比較のため正面を向いている時の同一人物の他の鼻パターンの単純類似度も求めた。結果を表3.5に示す。

表から、横を向いた時の鼻パターンの単純類似度は、正面を向いている時と比べて、値が大きく減少していることがわかる。この影響を無くすためには、濃淡パターンの場合、撮影する時に正面を向いてもらうしか無い。

それに対して、奥行きパターンでは、3次元の位置情報を持っているため全ての軸に対する回転の正規化が行える。しかし、奥行きパターンにおいても、回転により、オクルージョンが発生した場合、その部分のデータが欠如し、回転の影響を受ける。そこで、回転によるオクルージョンの影響を調べた。

実験は、顔が正面から5度、10度、15度横を向いた時の鼻パターンを正面を向くように正規化し、その鼻パターンと最初から正面を向いた鼻パターンとの単純類似度を求めることにより行った。また、比較のため、最初から正面を向いた同一人物の他の鼻パターンとの単純類似度も求めた。結果を表3.6に示す。

表より、奥行きパターンは、回転によりオクルージョンの影響を受けるが、その影響は濃淡パターンよりも小さくなった。このことから、撮影する時のモデルの姿勢に対する制約は、濃淡パターンの時より軽減できることが明らかとなった。

表 3.5: 濃淡パターンの回転の影響

回転角度	0度	5度	10度	15度
単純類似度	0.95	0.48	0.59	0.29

表 3.6: 奥行きパターンの回転の影響

回転角度	0度	5度	10度	15度
単純類似度	0.96	0.93	0.80	0.77

## 第 4 章

# 鼻パターンによる個人識別

### 4.1 単純類似度による識別

#### 4.1.1 個人識別実験

辞書として、各人物 ( $p$ ) の無表情 1( $e$ ) のときの鼻の濃淡パターンと奥行きパターンを用い (20 人  $\times$  1 表情)、入力として、各人物 ( $p'$ ) のその他の表情 ( $e'$ ) を用い (20 人  $\times$  6 表情)、式 3.1 により単純類似度を求め、入力と辞書との単純類似度が高いものから 1 位、2 位、 $\dots$ 、20 位と順位をつけた。濃淡パターンの結果を表 4.1、奥行きパターンの結果を表 4.2 に示す。

表より、濃淡パターンの単純類似度による識別率は、1 位になる確率が、95 % 以上と高い識別率が得られた。奥行きパターンについては、1 位になる確率が、75 % 以上と濃淡パターンより劣るものの、ある程度識別することができた。また、5 位までに入る確率では、濃淡パターンでは 100 %、奥行きパターンでは 95 % 以上と高い識別率が得られた。

以上のことより、鼻の濃淡パターン、奥行きパターンの単純類似度を用いることにより、個人を識別できることが明らかとなった。

表 4.1: 鼻の濃淡パターンの単純類似度による識別率

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	100	95	95	95	100	100
上位 5 位	100	100	100	100	100	100

表 4.2: 鼻の奥行きパターンの単純類似度による識別率

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	90	75	80	85	80	75
上位 5 位	100	100	95	95	95	100

#### 4.1.2 位置ずれによる影響

単純類似度は、比較するパターンの位置にずれが無い場合には、パターン間の類似性をよく表すが、パターン間に位置ずれが生じるような場合には、正しく類似度を求めることができない。このような位置ずれに対する影響を調べるため、画像を回転させて、類似度を求めた。結果を表 4.3 に示す。

表より、5 度回転しただけで、単純類似度は 0.3 以上下がり、10 度回転すると単純類似度は半分以下に下がってしまう。このことから、単純類似度が位置ずれの影響を強く受けることがわかる。そこで、次節では、このような位置ずれの影響に強いモルフォロジー演算によるパターンスペクトルを用いて、鼻の濃淡パターンと奥行きパターンを解析し、個人識別を行う。

表 4.3: 位置ずれによる影響

回転角度 (度)	0	5	10
単純類似度	1.00	0.66	0.46

## 4.2 モルフォロジー解析による識別

モルフォロジー演算は、対象画像と構造要素との集合演算で定義され、基本的なモルフォロジー演算の組合せによって様々な画像処理を実現することができる。本稿では、モルフォロジー演算によるテクスチャ解析の代表的な手法であるパターンスペクトルを用いて、鼻画像の特徴解析を行う。

### 4.2.1 パターンスペクトルによる特徴解析

#### (a) パターンスペクトルの定義

濃淡値、奥行きのパターンを解析するために、モルフォロジーによるパターンスペクトルを用いる。パターンスペクトル  $PS_f(s, g)$  は、基本となる構造要素  $g(u, v)$  が原画像  $f(x, y)$  をどの程度表現しているかの分布を表したものであり、*dilation*, *erosion*, *opening* により定義される。

*dilation* :

$$(f \oplus g)(x, y) = \max_{\substack{x-u \in X, y-v \in Y \\ u \in U, v \in V}} \{f(x-u, y-v) + g(u, v)\} \quad (4.1)$$

*erosion* :

$$(f \ominus g)(x, y) = \max_{\substack{x+u \in X, y+v \in Y \\ u \in U, v \in V}} \{f(x+u, y+v) - g(u, v)\} \quad (4.2)$$

*opening* :

$$f_{sg}(x, y) = [(f \ominus sg) \oplus sg](x, y) \quad (4.3)$$

$$sg(u, v) = \underbrace{g(u, v) \oplus g(u, v) \oplus \cdots \oplus g(u, v)}_s \quad (4.4)$$

*patternspectrum* :

$$PS_f(s, g) = S[f_{sg}(x, y) - f_{(s+1)g}(x, y)] \quad (4.5)$$

ここで、 $\oplus$ 、 $\ominus$  は、*dilation*, *erosion* を表す記号であり、 $s$  は構造要素のスケール、 $S[\ ]$  は、 $\ ]$  内の値の総和を表す。

## (b) パターンスペクトルの特徴量

パターンスペクトルの特徴を表すものとして、以下のものが挙げられる。

### (1) エントロピー

パターンスペクトルの分布を表すもので、式 4.6 により定義される。エントロピーは、図 4.1 のように、パターンスペクトルが広い範囲に分布しているときに大きな値を示し、局所的に分布しているときに小さな値を示す。

$$H(f/g) = - \sum_{s=0}^S p(s, g) \log[p(s, g)] \quad (4.6)$$

$$p(s, g) = \frac{PS_f(s, g)}{A(f)} \quad (4.7)$$

$$A(f) = \sum_{s=0}^S PS_f(s, g) \quad (4.8)$$

### (2) 平均サイズ

構造要素の平均サイズを示すもので、式 4.9 により定義される。平均サイズは、図 4.1 のように、構造要素のスケール (s) が大きな部分にパターンスペクトルの分布が集中すると大きな値を示し、構造要素のスケールが小さな部分に分布が集中すると小さな値を示す。

$$\bar{s}(X/B) = \sum_{s=0}^S sp(s) \quad (4.9)$$

### (3) パターンスペクトルの形状

パターンスペクトルの変化を一つのパターンとみなしその相関を用いる。本稿では、パターンスペクトルの大きな変化を解析するために、エントロピーや平均サイズを用い、細かな変化を解析するためにパターンスペクトル間の単純類似度を用いる。

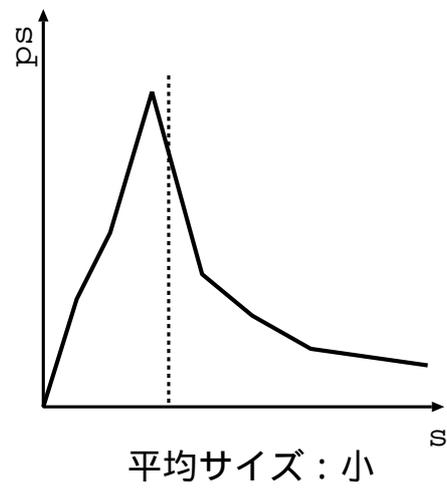
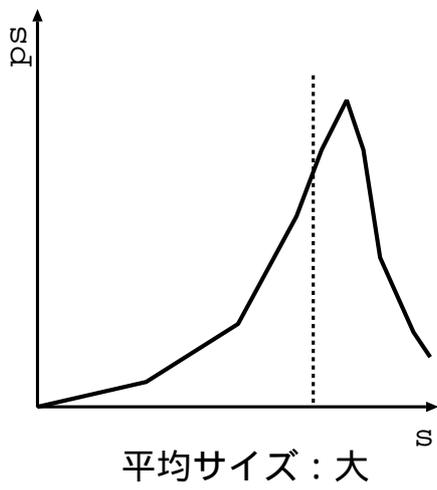
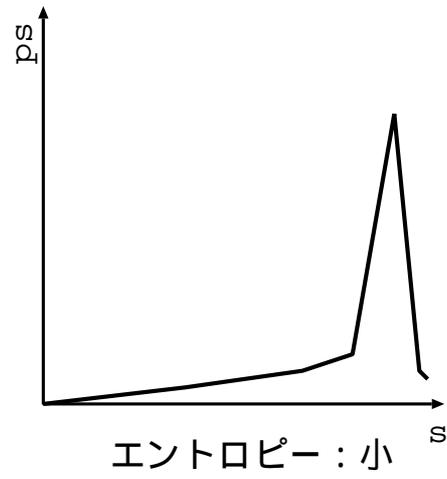
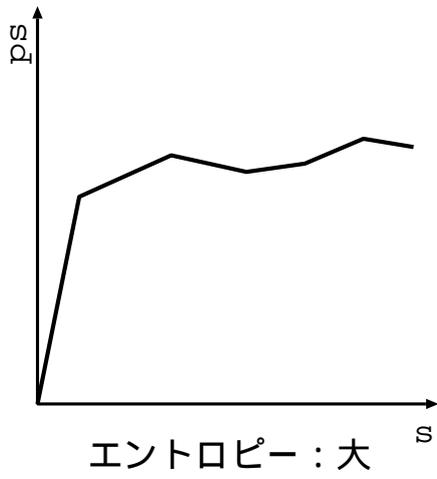


図 4.1: エントロピーと平均サイズ

### (c) 構造要素の決定

モルフォロジー演算においては、構造要素をどのようなものにするかということが重要である。本稿では、位置ずれに強いという特長を用いたい。

円型の構造要素を用いれば、理論的には位置ずれの影響を全く受けないが、実際の計算では、円の近似となるため若干の誤差を生じる。計算コストに関しては、小さな円は近似精度が悪いため、初期構造要素を繰り返し用いて、*erosion* を行うことができず、また、1次元の構造要素に分解できないため2次元の構造要素で、*dilation* を行う必要があり、計算コストがかなり高くなる [18]。そこで、本稿では、円型の構造要素と、正方形の構造要素の両方を用い、識別精度、位置ずれによる影響の比較検討を行った。

円型の構造要素は、構造要素の中心からの距離が等しくなるような半球状のものを用いた。初期サイズは  $5 \times 5$ [pixels] で、球の半径を大きくすることにより、構造要素のスケールを変化させた。

正方形の構造要素は図 4.2 に示すような屋根型のものを用いた。この構造要素は、1次元の構造要素の *dilation* により求まるため、1次元分解することが可能であり、処理の高速化が行える。初期サイズは  $5 \times 5$ [pixels] で、*dilation* により、構造要素のスケールを変化させた。

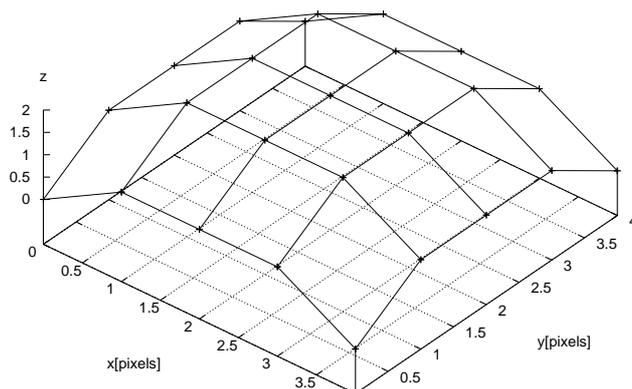


図 4.2: 正方形構造要素

## 4.2.2 鼻パターンのパターンスペクトルによる識別

### (a) 濃淡パターンによる個人識別

#### 実験方法

実験に用いた画像は、3.2.1 節の鼻の濃淡パターンの単純類似度を求めるときに使った画像を、計算コストを軽減するため  $1/2$  のサイズに縮小したもので、輝度値  $=f(x, y)$  として、パターンスペクトルを求めた。

図 4.3 に、円型の構造要素を用いた時の鼻の濃淡パターンの opening 画像、図 4.4 に正方形の構造要素の時の opening 画像を示す。図 4.3、図 4.4 とともに、構造要素のスケールが小さいときは、鼻の細かな特徴部分が削られ、スケールが大きくなるにつれ、鼻の概形部分が削られていくことがわかる。パターンによって、この削られる量に違いが生じ、それがパターンの特徴を表す。この違いを、先に述べたエントロピー、平均サイズ、単純類似度を用いて定量化し個人識別を行った。パターンスペクトル間の単純類似度は、構造要素が大きくなったときに、パターンスペクトル間のわずかな位置ずれにより低くなってしまふ。そこで、平均サイズまでのパターンスペクトル間の単純類似度を用いることにより、パターンスペクトル間の位置ずれの影響を軽減した (図 4.5)。

辞書として、無表情 1 の時のパターンスペクトルを用い、入力として、他の表情の時のパターンスペクトルを用いた。エントロピーと平均サイズについては、辞書と入力の絶対誤差が小さいものから順に 1 位、2 位、…、20 位とし、単純類似度については、辞書と入力との単純類似度が大きいものから順に 1 位、2 位、…、20 位とした。

この 3 つの特徴量による識別順位を組み合わせることにより個人識別を行った。組み合わせは、特徴量 1 つだけの順位を用いる場合が 3 通り、2 つの合計順位を用いる場合が 3 通り、3 つの合計順位を用いる場合が 1 通りの計 7 通りである。

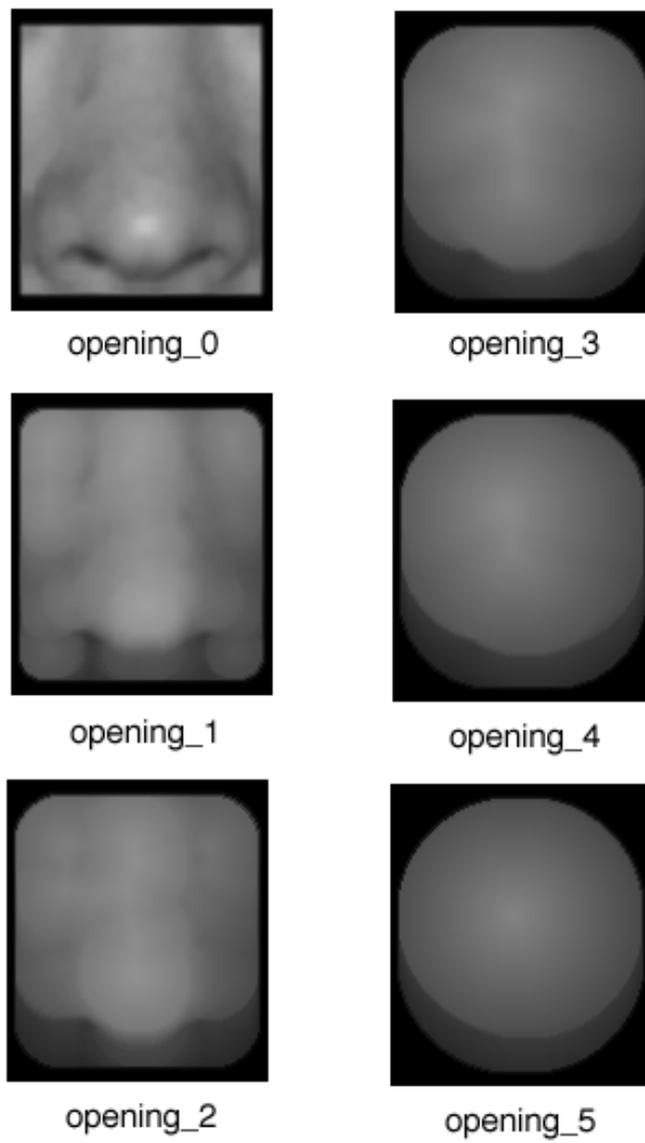


図 4.3: 円型構造要素による opening 画像

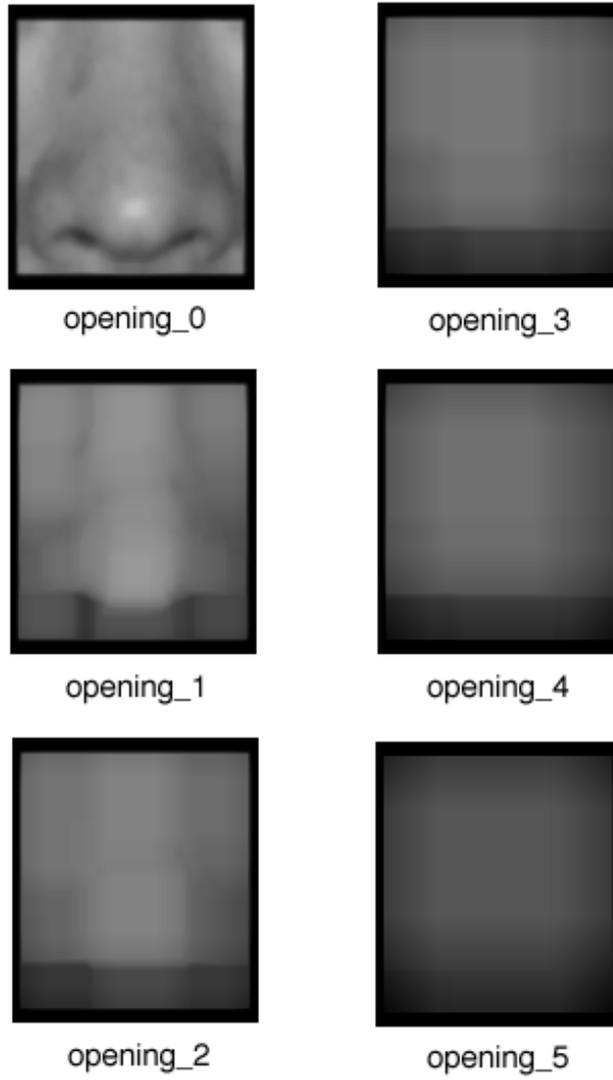


図 4.4: 正方形構造要素による opening 画像

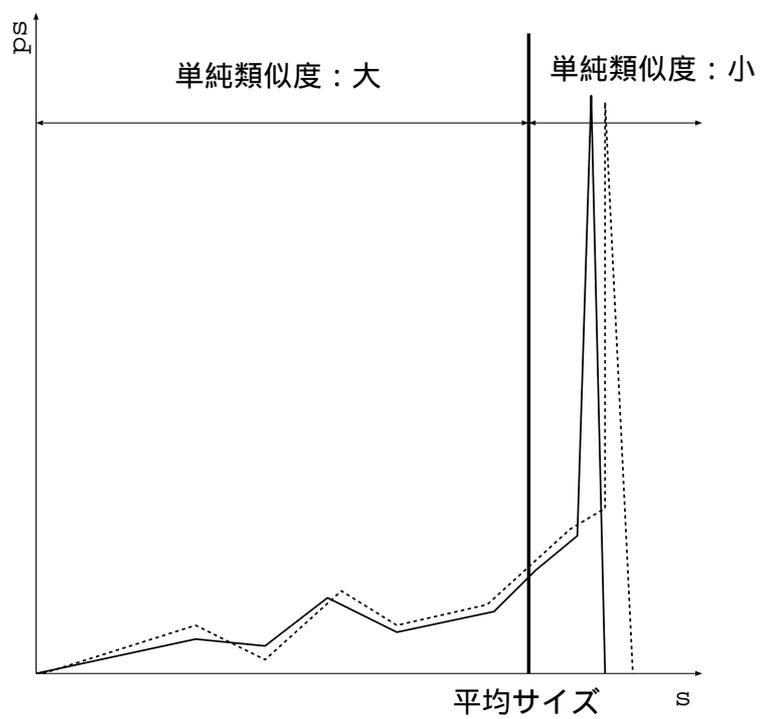


図 4.5: パターンスペクトルの位置ずれの影響

## 実験結果

表 4.4 ~ 4.10 に円型構造要素を用いた時の結果、表 4.11 ~ 4.17 に正方形構造要素を用いた時の結果を示す。

パターンスペクトルのエントロピーや平均サイズを用いた時の識別率は、パターンスペクトル間の単純類似度を用いた時の識別率に比べて、かなり低くなった。エントロピーや平均サイズは、パターンスペクトルの大局的な特徴を表すものであり、これだけでは細かな分類が行えないと考えられる。それに対し、パターンスペクトル間の単純類似度は、パターンスペクトルの局所的な特徴をよくとらえるため識別率が高くなったと考えられる。

3つの特徴量の組み合わせで、最も識別率が高くなったのは、場合にもよるが、3つの特徴量を全て用いた場合であった。しかし、特徴量の組み合わせにエントロピーや平均サイズを用いることにより、識別率が低下する場合もあった。

円型構造要素を用いた時と正方形構造要素を用いた時の識別率を比較すると、必ずしもどちらかの識別率が高くなるとは限らなかった。この原因を解析的に求める必要があるが、本稿では今後の課題とする。

表 4.4: 円型構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	30	20	10	10	10	10
上位 5 位	65	45	50	60	65	65

表 4.5: 円型構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (平均サイズ)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	30	10	10	20	15	25
上位 5 位	80	50	90	65	80	85

表 4.6: 円型構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	90	35	55	60	75	85
上位 5 位	100	65	90	80	95	100

表 4.7: 円型構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	45	30	40	50	35	40
上位 5 位	85	55	80	75	90	80

表 4.8: 円型構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	65	25	60	55	55	60
上位 5 位	95	70	80	75	95	95

表 4.9: 円型構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	70	30	70	45	70	65
上位 5 位	100	75	95	90	100	100

表 4.10: 円型構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	80	35	70	55	70	70
上位 5 位	100	60	95	90	100	100

表 4.11: 正方形構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	20	35	35	30	30	30
上位 5 位	80	70	70	75	80	80

表 4.12: 正方形構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (平均サイズ)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	20	20	15	5	10	15
上位 5 位	65	45	70	55	65	75

表 4.13: 正方形構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	80	40	45	35	65	75
上位 5 位	90	75	90	60	95	90

表 4.14: 正方形構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	55	30	65	50	50	60
上位 5 位	90	60	80	80	85	85

表 4.15: 正方形構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	75	60	75	45	80	75
上位 5 位	90	80	90	80	100	95

表 4.16: 正方形構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	65	35	45	45	50	65
上位 5 位	90	70	90	75	90	95

表 4.17: 正方形構造要素による鼻の濃淡パターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	70	40	65	55	85	75
上位 5 位	85	75	90	80	90	95

## (b) 奥行きパターンによる個人識別

### ・実験方法

実験に用いた画像は、3.3.2 節の鼻の奥行きパターンの単純類似度を求めるときに使った画像を  $1/2$  のサイズに縮小したものであり、奥行き  $=f(x, y)$  として、パターンスペクトルを求めた。

図 4.6 に、円型の構造要素を用いた時の鼻の奥行きパターンの opening 画像、図 4.7 に正方形の構造要素の時の opening 画像を示す。いずれも、濃淡パターンの時とよく似た傾向を示した。

次に、濃淡パターンの時と同様に、パターンスペクトルの 3 つの特徴量を用いて、個人識別を行った。

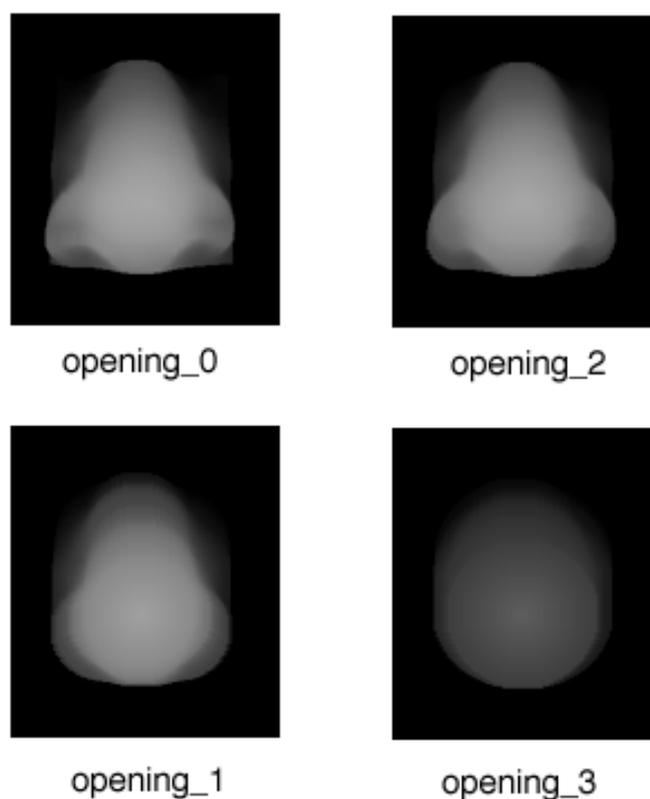
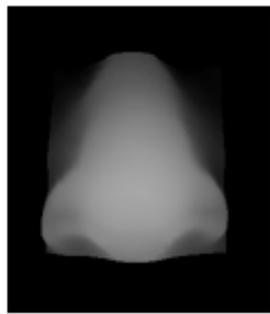
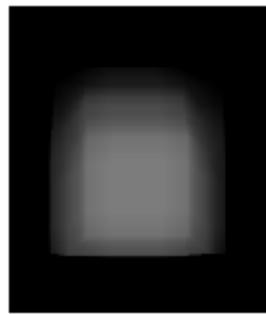


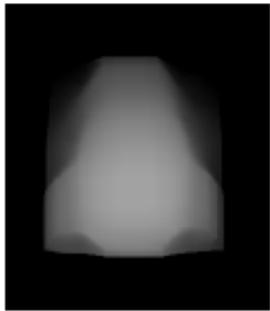
図 4.6: 円型構造要素による opening 画像



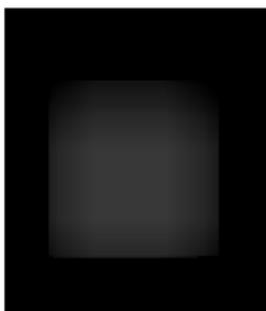
opening\_0



opening\_2



opening\_1



opening\_3

図 4.7: 正方形構造要素による opening 画像

## 実験結果

表 4.18 ~ 4.24 に円型構造要素を用いた時の結果、表 4.25 ~ 4.31 に正方形構造要素を用いた時の結果を示す。

鼻の奥行きパターンの識別率は、全体的に濃淡パターンを用いた時より低くなった。これは、鼻の奥行きパターンの類似性のところでも述べたように、人物間の奥行きパターンに違いが少ないためであると考えられる。

特徴量の組み合わせによる識別率の違いは、濃淡パターンを用いた時と同様に、3つの特徴量を全て用いた時に識別率が高くなり、エントロピーや平均サイズだけでは識別率が低くなった。

表 4.18: 円型構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	10	25	10	10	15	10
上位 5 位	40	55	50	55	55	50

表 4.19: 円型構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (平均サイズ)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	25	10	20	25	25	30
上位 5 位	80	75	65	90	85	85

表 4.20: 円型構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	40	30	25	35	35	55
上位 5 位	80	65	60	55	85	75

表 4.21: 円型構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	35	40	25	40	35	35
上位 5 位	75	75	75	90	75	90

表 4.22: 円型構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	30	50	25	25	30	40
上位 5 位	70	85	75	70	90	75

表 4.23: 円型構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	60	50	30	30	55	60
上位 5 位	90	75	80	80	85	90

表 4.24: 円型構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	45	50	35	35	50	55
上位 5 位	90	80	75	90	100	90

表 4.25: 正方形構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー)

	識別率 (%)					
表情	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	5	10	20	5	25	20
上位 5 位	50	40	65	55	55	60

表 4.26: 正方形構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (平均サイズ)

	識別率 (%)					
表情	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	15	25	30	15	15	15
上位 5 位	75	70	65	70	70	75

表 4.27: 正方形構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (単純類似度)

	識別率 (%)					
表情	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	60	65	40	15	35	30
上位 5 位	100	85	65	50	75	75

表 4.28: 正方形構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	40	10	35	55	30	45
上位 5 位	80	75	80	85	75	90

表 4.29: 正方形構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	45	50	30	25	45	30
上位 5 位	85	85	75	65	70	75

表 4.30: 正方形構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	75	50	45	25	50	50
上位 5 位	100	85	85	75	85	90

表 4.31: 正方形構造要素による鼻の奥行きパターンの識別率 (エントロピー & 平均サイズ & 単純類似度)

表情	識別率 (%)					
	無表情	笑い	悲しみ	怒り	口開く	眼閉じる
上位 1 位	65	55	60	40	45	55
上位 5 位	90	85	85	80	75	90

### 4.2.3 照明や位置ずれによる影響

#### (a) 照明の影響

パターンスペクトルの照明による影響について調べた。実験に用いた画像は、照明の影響の無い鼻の濃淡パターンと、線形的に明るさを + 30 % したものとコントラストを + 30 % したものの、ヒストグラムの平坦化を行ったものである。それぞれについて、屋根型構造要素を用いてパターンスペクトルを求めた。結果を図 4.8、4.9 に示す。図 4.9 は、図 4.8 の一部を拡大したものである。

図 4.9 より、線形的な明るさの変化については、スケール 20 位までは変化前のパターンスペクトルと一致しており、明るさの変化による影響は無い。しかし、構造要素が大きくなるとパターンスペクトルが異なった変化をする。これは、本稿で用いた構造要素は高さがあるためである。スケールが大きくなると構造要素の高さも高くなり、画像の輝度値の範囲を越えることがある。明るさを変化させると、輝度値の範囲も変化し、構造要素の高さが輝度値の範囲を越える部分に違いが生じる。図の画像を明るくした場合には、輝度値の範囲が広くなり、構造要素の高さが輝度値の範囲をなかなか越えないため、照明変化の無いときと比較すると、大きな構造要素を用いたときにパターンスペクトルが大きくなっている。

コントラストの影響については、パターンスペクトルは構造要素に対する濃淡パターンの輝度値の勾配の変化をとらえるので、コントラストが変わることにより輝度値の勾配が変化すると、パターンスペクトルも異なる値を示してしまい、コントラストの変化による影響を受けた。

ヒストグラムの平坦化についても、コントラストが変化するためパターンスペクトルは異なる値を示した。

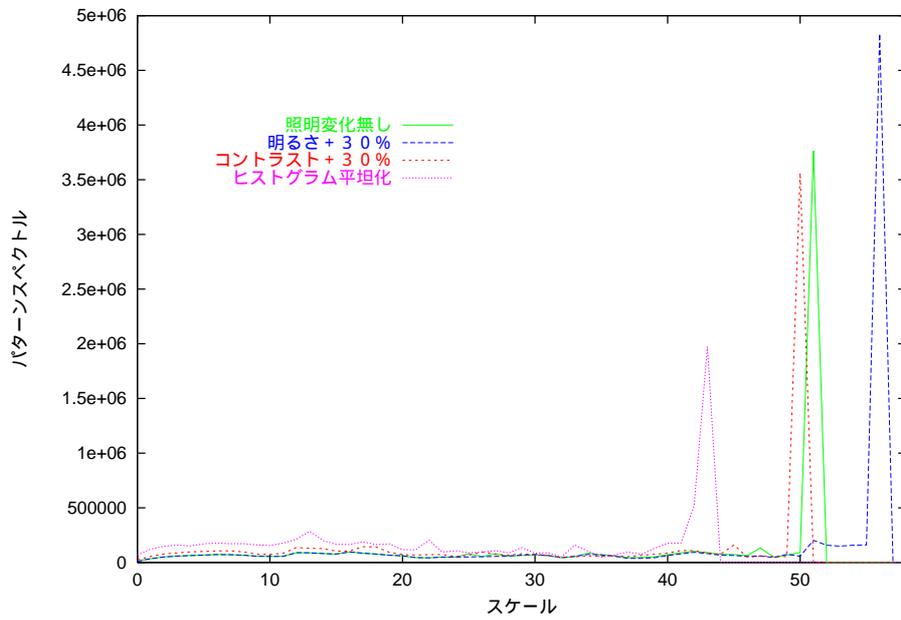


図 4.8: パターンスペクトルの照明の影響

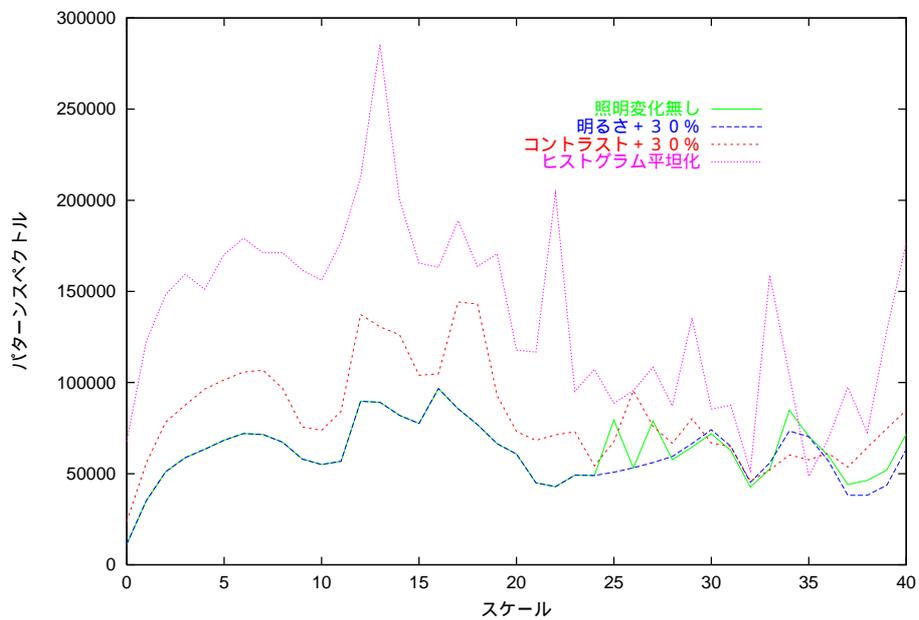


図 4.9: パターンスペクトルの照明の影響 (拡大)

## (b) 位置ずれの影響

円型構造要素を用いた時と正方形構造要素を用いた時の位置ずれによるパターンスペクトルの変化を調べるため、画像を0度、5度、10度回転した時のパターンスペクトル間の単純類似度を求めた。正方形構造要素の結果を表4.32に、円型構造要素の結果を表4.33に示す。

正方形構造要素では、5度回転した時のパターンスペクトルの単純類似度は、0.62と低くなった。それに対して、円型構造要素では、0.88と正方形構造要素を用いた時より高い値を示した。しかし、円型構造要素を用いた場合でも、位置ずれの影響を完全に無くすことはできなかった。これは、円の近似誤差が影響していると考えられる。

表 4.32: 正方形構造要素の位置ずれによる影響

回転角度(度)	0	5	10
単純類似度	1.00	0.62	0.57

表 4.33: 円型構造要素の位置ずれによる影響

回転角度(度)	0	5	10
単純類似度	1.00	0.88	0.72

#### 4.2.4 本手法の応用

従来より、モルフォロジー演算のパターンスペクトルによるパターン認識に関する研究がいくつか行われている。数藤らは、通行人の画像を用いて男女を識別する研究 [17] を行っている。この研究では画像の拡大縮小に強い特徴量としてエントロピーを用いているが、エントロピーはおおまかなパターンの特徴しか表さないため、パターン間にかなり違いが無いとうまく識別できない。また、結城らは、耳介の画像を用いた個人識別の研究 [16] を行っている。この研究では、パターンスペクトルを求める時の位相情報を用いて、そのマッチングにより識別を行っているため、位置ずれの影響が大きい。

本研究で用いた手法では、エントロピー、平均サイズ、パターンスペクトルの単純類似度という 3 つの特徴量を組み合わせて用いており、より詳細なパターンスペクトルの特徴をとらえることが可能である。しかし、欠点としては、平均サイズやパターンスペクトルの単純類似度はパターンのサイズの違いも表すため拡大縮小の影響を受ける。また、位相情報は用いていないため、円型構造要素を用いることにより、位置ずれの影響を軽減できる。

さらに、上述の 2 つの手法は 2 値画像を対象とし、平坦な構造要素を用いているのに対して、本手法は、多値画像を対象とし、勾配を持った構造要素を用いている。したがって、本手法を用いることにより、対象物の 3 次元的構造をより詳細に解析することが可能となる。欠点として、平坦な構造要素を用いた場合より、勾配を持った構造要素を用いたほうが照明の影響に弱いということがあげられる。

以上のことから、本手法が適している対象物は、パターン間の違いがあまり小さくなく、照明等による変動が少ないような物体で、3 次元的な構造を有するものであると言える。

## 第 5 章

### 結言

本稿では、鼻の 3 次元構造を解析することにより、個人を識別する手法について次のような検討を行った。

- (1) 個人識別に対する鼻の有効性の検討
- (2) 鼻の特徴を解析し、個人識別を行う

鼻の有効性の検討では、まず、主観評価による鼻の識別実験を行い、鼻により個人を識別できることを明らかにした。次に、顔部品 (目、鼻、口) の濃淡パターン、奥行きパターンの単純類似度を、異なる人物間と、同一人物の異なる表情間について求めることにより、顔部品の個人性、表情の影響を分析した。その結果、鼻の濃淡パターンと奥行きパターンは、目や口より、表情による影響が小さいことが明らかとなった。また、濃淡パターンにおいては、個人性も大きいことが明らかとなった。しかし、鼻の奥行きパターンに関しては、濃淡パターンより、個人性が小さくなった。今後、この原因が鼻の構造に依存するものであるのか、計測装置の計測精度や解像度によるものであるのか検討する必要がある。また、濃淡パターンに関して、照明や顔の回転の影響を分析した結果、濃淡パターンはこれらの影響を受けやすいことが明らかとなった。以上のことから、一定の照明条件下で顔の回転が無い場合には濃淡パターンが有効であり、それ以外の時に鼻の奥行きパターンを用いるのが有効であると考えられる。

個人識別に関しては、鼻が個人識別に対して有効であることが明らかとなったので、鼻の濃淡パターンと奥行きパターンの単純類似度を用いて、個人識別実験を行った。鼻の濃淡パターンを用いた場合の識別率は 95 % 以上となり、表情が異なった場合でも高精度に個人を識別することができた。奥行きパターンを用いた場合の識別率は 75 % 以上と濃淡

パターンを用いた場合より低くなったが、5位までに識別される確率は95%以上となり、人物をクラスタリングするには有効であると考えられる。

また、位置ずれの影響に強い手法として、モルフォロジー演算によるパターンスペクトルを用いた識別実験を行った。位置ずれの影響については、円型構造要素を用いることにより、単純類似度を用いたときより、軽減できることが明らかとなった。しかし、位置ずれの無い時の識別率が、単純類似度を用いた時より、かなり低くなり、現段階では個人を高精度に識別することは困難であった。照明の影響に関しては、明るさの変化には強いが、コントラストの変化には弱いことが明らかとなった。今後、構造要素の最適化やパターンスペクトルを有効に利用する方法について検討する必要がある。

# 謝辞

本研究を行うにあたり、御指導、御鞭撻を頂いた本学 小谷 一孔 助教授、さまざまな面で御教授頂きました本学 宮原 誠 教授に深く感謝いたします。

また、日頃からお世話になった宮原・小谷研究室の皆さん、写真撮影に協力して頂いた皆さんに心から感謝いたします。

## 参考文献

- [1] 塩野充, 真田英彦, 個人識別技術の最近の研究動向, 信学技報, Vol.OFS92-17,IE92-49, pp.1-8, 1992.
- [2] 個人認証・識別はどこまで可能か?, エレクトロニクス, Vol.2, pp.18-59, 1998.
- [3] 阿部亨, 阿曾弘具, 木村正行, 3次元データより得られる横顔輪郭線を用いた人間の顔の自動識別, 信学論 D-II, Vol.J73-D-II, No.9, pp.1468-1476, 1990.
- [4] 阿部亨, 阿曾弘具, 木村正行, 3次元表面形状による人間の顔の自動識別, 信学論 D-II, Vol.J73-D-II, No.9, pp.1477-1484, 1990.
- [5] 島田英之, 磯部博文, 塩野充, 顔の両眼付近の部分画像を用いたゲート管理のための個人識別実験, 信学論 D-II, Vol.J77-D-II, No.9, pp.1680-1690, 1994.
- [6] 土居元紀, 陳謙, 真溪歩, 大城理, 佐藤宏介, 千原國宏, 顔画像照合のセキュリティ応用, テレビジョン学会技術報告, Vol.20, No.41, pp.13-18, 1996.
- [7] 小杉信, モザイクとニューラルネットを用いた顔画像の認識, 信学論 D-II, Vol.J76-D-II, No.6, pp.1132-1139, 1993.
- [8] 赤松茂, 佐々木努, 深町映夫, 末永康仁, 濃淡画像マッチングによるロバストな正面顔の識別法, 信学論 D-II, Vol.J76-D-II, No.7, pp.1363-1373, 1993.
- [9] 田中弘美, 岸野文郎, 3次元曲率を用いた顔の同定, 信学論 D-II, Vol.J76-D-II, No.8, pp.1595-1603, 1993.
- [10] Nicholas Roeder, Xiaobo Li, Accuracy Analysis for Facial Feature Detection, Pattern Recognition, Vol.29J, No.1, pp.143-157, 1996.

- [11] Xiaoguang Jia, Mark S. Nixon, Extending the Feature Vector for Automatic Face Recognition, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, Vol.17, No.12, pp.1167-1176, 1995.
- [12] 飯島泰蔵 著, パターン認識理論, 森北出版, 1989.
- [13] 舟久保登 著, 視覚パターンの処理と認識, 啓学出版, 1990.
- [14] 長尾真 著, 画像と言語の認識工学, コロナ社, 1989.
- [15] 小畑秀文 著, モルフォロジー, コロナ社, 1996.
- [16] 結城義徳, 大宮邦彦, 篠原克幸, 南敏, モルフォロジー演算に基づく耳介の特徴抽出および個人識別への応用, テレビジョン学会技術報告, Vol.18, No.27, pp.13-18, 1994.
- [17] 数藤恭子, 大和淳詞, 伴野明, モルフォロジー処理によるパターンスペクトルを特徴量に用いた男女識別法, 信学論 D-II, Vol.J80-D-II, No.5, pp.1037-1045, 1997.
- [18] 仁保勉, 江浩, 山本真司, Mathematical Morphology 演算の高速化アルゴリズムの比較, 情処学論, Vol.37, No.10, pp.1751-1759, 1996.
- [19] 北田基樹, 小谷一孔, 鼻のパターンスペクトルに基づく個人識別, 情処全大 講演論文集 (2), pp.339-340, 1997.
- [20] 北田基樹, 小谷一孔, 顔部品画像のモルフォロジー解析と個人識別, 情処研報, Vol.98-CVIM-109, No.5, pp.65-72, 1998.

## 研究業績

北田基樹, 小谷一孔

『鼻のパターンスペクトルに基づく個人識別』

情報処理学会全国大会 講演論文集 (2), pp.339-340, 1997.

北田基樹, 小谷一孔

『顔部品画像のモルフォロジー解析と個人識別』

情報処理学会研究報告, Vol.98-CVIM-109, No.5, pp.65-72, 1998.