

顔認識のためのスケール変化に応じた特徴量抽出

平山 高嗣 岩井 儀雄 谷内田 正彦

大阪大学大学院基礎工学研究科

〒560-8531 大阪府豊中市待兼山町 1-3

Tel:06-6850-6363

E-mail:{hirayama,iwai,yachida}@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp

あらまし 顔画像を利用したヒューマンインタフェースを構成する場合、システムがユーザに拘束条件を与えないことが理想の形態となる。顔はその姿勢や表情により、その見え方が様々に変動するため、この変動にロバストな認識技術が必要になる。本研究では、入力画像中の顔領域と照合に用いるモデルのスケールが異なる場合でも、顔認識が可能となる特徴量の抽出手法を提案する。これは、従来のガボールウェーブレット変換を拡張したものであり、スケール変化に伴う画像の空間周波数の変動を吸収した特徴量を抽出できる。我々はフレキシブル特徴照合法を利用した顔認識システムに、この抽出手法を組み込み、個人識別実験により特徴量の有用性を検証する。

キーワード スケール変換, フレキシブル特徴照合, 顔位置自動検出, 顔特徴点自動抽出, 顔同定, ガボールウェーブレット変換

Facial Features Extraction Robust for Facial Scale Variants

Takatsugu HIRAYAMA Yoshio IWAI Masahiko YACHIDA

Graduate School of Engineering Science, Osaka University

Machikaneyama-machi 1-3, Toyonaka-shi, Osaka, 560-8531 JAPAN

Tel:06-6850-6363

E-mail:{hirayama,iwai,yachida}@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp

Abstract It is an ideal human interface for users not to be tied down by a system using a face image. Face recognition technology is requested to be robust for arbitrary facial views because a face is variously changed by facial expression and facial pose. In this paper we propose a method which extracts normalized features for facial images scaled variously. The features extracted by probabilistic scaling and improved Gabor wavelet transform can absorb changes of spatial frequency by facial view variants. We incorporate this method into the facial recognition system using the flexible feature matching and demonstrate the utility of the features by facial recognition experiments.

key words scale conversion, flexible feature matching, automatic face detection, automatic facial feature points detection, face identification, gabor wavelet transformation

1 はじめに

近年、急速な普及と高性能化が進む情報機器は人間の生活に必要不可欠な存在となり、人間のコミュニケーションへの介在が求められている。現在、我々が利用できるコンピュータコミュニケーションとしては、言語を用いるものが主となっているが、より自然なやりとりのできるものが必要とされる。人間がコミュニケーションで伝達するメッセージは、そのわずか7%が言語によるものである一方、55%は顔の表情によるという報告 [1] がある。つまり、人間のコミュニケーションにおいて、顔は非常に重要な役割を果たすと言え、顔画像を媒体としたヒューマンインタフェースが有効であると考えられている。こういった背景のもとで、画像に映し出された顔を認識する研究が盛んに行なわれている。

顔はその姿勢や照明に代表される撮影条件の変化、表情や時間経過に伴う容貌の変化といったそれ自体の変形などによって、その見え方が様々に変動する。顔認識に関する研究が盛んになり始めた当初、テンプレート照合を使う方法 [2]、主成分分析 (PCA) により抽出した固有顔 (Eigenface) を利用する方法 [3] などが提案された。これらの方法は、ほぼ一様な照明条件の下で位置と大きさが正規化された無表情な正面顔を識別する方法として、その有効性が概ね確認されている。また、顔特徴の輪郭抽出に動的輪郭モデル (スネーク) を利用する方法 [4],[5] が提案されているが、スネークはエネルギー関数に滑らかさを要求する項が含まれるため、滑らかではない変形に弱いという欠点を持つ。精度良く輪郭を取り出すためには高精細な画像も必要とする。表情の変化にロバストに対応できるものとしては、エッジ情報を投影して顔の特徴点を抽出する方法 [6] が提案されているが、エッジ情報を利用しているため、照明条件に左右されるという欠点を持つ。このように従来研究における技術では、顔画像の撮影条件を固定した場合の認識精度が実用レベルにまで達しているが、任意の見え方の顔に対してロバストな認識は実現されていない。自然なコミュニケーションを行うためのヒューマンインタフェースとしては、システムからユーザに何の拘束条件も提示しないという形態を持つことが理想といえるため、現状の技術では、理想的なヒューマンインタフェースを構成することが困難である。

顔の見え方の変化にロバストな認識を実現させるアプローチとしては、画像処理によって入力画像をモデル画像に近い状態へと変形させることも考えられるが、その前処理として何らかの形での顔認識がやはり必要になるため、特に動画を認識する場合に効率的ではない。そこで、我々は任意の見え方の顔に対するロバストな認識の実現に注目し、これまでに顔のスケールの変化に対応できる顔特徴点の抽出手法 [7] を提案している。この手法は顔の表現にガボールウェーブレット特徴量を持つグラフを利用する方法 [8][9][10] の改良に位置づけられる。ウェーブレットを利用しているため、照明条件にロバストな認識を行なえる。グラフを構成するノードは顔の特徴点に対応し、グラフと入力画像との照合には、ノードをランダム拡散過程に似た処理で動かし、グラフの局所的競合と全体的調和の達成を目指すフレキシブル特徴照合法 [10] を適用している。顔のスケールが変化する場合、すなわち、グラフと入力画像の大きさがミスマッチとなる場合には、フレキシブル特徴照合法の前処理として、スケール変換というアプローチをとることで対応している。スケール変換は、入力画像に対するグラフのスケールの妥当性を統計データとして持つスケール辞書から、スケールの変動率を推定して、グラフを入力画像に対して適切な大きさに変換する。この手法を用いた個人識別システムは、従来手法によるものより高精度で高効率な認識を行うことができる。しかし、スケール変換を空間位置情報だけに注目し、スケール変化に伴う画像の空間周波数の変動を考慮せずに行なっているため、グラフと入力画像のスケール差が大きくなるほど、認識率が低下することは従来手法と同様に免れていない。これは、入力画像のスケールが変化しても、ガボールウェーブレット変換で用いるカーネルのスケールが変わらないために、それに対応した特徴量が抽出されないためである。

そこで、本研究では、ガボールウェーブレット変換を拡張し、スケール変換による推定スケール情報からカーネルのスケールが変更され、スケール差を吸収した特徴量が抽出される手法を提案する。また、この手法を顔位置検出、顔特徴点抽出そして個人識別を一連の処理で行うシステムに導入して、本手法と抽出される特徴量の有効性を顔認識実験によって検証する。

2 顔の表現

2.1 特徴点と特徴量

本研究では、目、唇、鼻といった顔の 30 個の特徴点上に配置されたノードを結ぶ完全グラフによって顔を表現する。図 1 に顔グラフの例を示すが、これはリンクを簡略化している。各ノードは対応する特徴点の位置におけるガボール特徴量を保持する。この特徴量はガボールウェーブレット変換によって求められる。これにより、顔画像を情報圧縮して表現でき、モデルデータベースにも多数の顔モデルをグラフの形でコンパクトに蓄積できる。また、各ノードは隣接するノードとの距離も保持する。

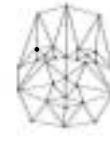


図 1: 顔の表現

2.2 ガボールウェーブレット変換

一般的なガボールウェーブレット変換は式 (1) で定義されるガボールカーネルと画像の畳み込みによってなされ、画像を周波数領域での表現に変換するものである。ガボールカーネルの特性がスケールと中心周波数のファクタ j と方向ファクタ θ によって制御されるため、画像の局所的な濃度変化を検出するフィルタとしてよく用いられる。画像の特徴を十分に解析するためには、異なった j と θ を持ったカーネルを用意すれば良い。ガボールカーネルの特性としては、式 (1) の第 2 項中の減算により、関数の直流成分を補正しているため、照明条件に対してロバストになることが挙げられる。また、この変換による応答は複素数となるが、その振幅成分は畳み込みの位置の変化に沿ってゆっくりと変化し、位相成分は激しく変化するため、一般的には振幅成分のみを用いることが多い。図 2 にカーネルの形状の例を示す。

$$\psi_{j,\theta} = \frac{1}{4\pi a^2 j \sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{(2a^j \sigma)^2}\right) \cdot \left[\exp\left(\frac{i u (x \cos \theta + y \sin \theta)}{a^j}\right) - \exp\left(-(u\sigma)^2\right) \right] \quad (1)$$

$$j = 1, \dots, N_j$$

$$\theta = \frac{\kappa \pi}{N_\theta} \text{ with } \kappa = 0, \dots, N_\theta - 1$$

本研究では、顔のスケール変化に対応した特徴量を容易に抽出するために、上述のガボールウェーブレット変換を式 (2) のように改良する。式 (1) で定義されるガボールカーネルは j によってスケールと中心周波数が非線形に制御される。このため、顔のスケール変化に対して自在にガボールカーネルのス

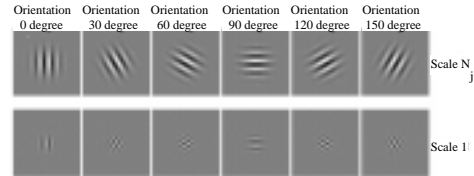


図 2: ガボールカーネルの形状

ケルと中心周波数を操るには、 j の設定が複雑となる。一方、我々が提案するものは、それが線形に対応する。ゆえに、 j に顔のスケールの変動率をかけて、カーネルを拡大縮小することで、顔のスケールの変化による空間周波数の変動を吸収したガボール特徴量を容易に求めることができる。つまり、顔のスケールの変動と正比例してカーネルのスケールを変えることができる。 $j = 1$ と $j = 2$ に対する式 (1) と式 (2) の 2 次元表示したものを図 3 に示す。

$$\psi_{j,\theta} = \frac{1}{4\pi a^2 j^2 \sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{(2a^j \sigma)^2}\right) \cdot \left[\exp\left(\frac{i u (x \cos \theta + y \sin \theta)}{a^j}\right) - \exp\left(-(u\sigma)^2\right) \right] \quad (2)$$

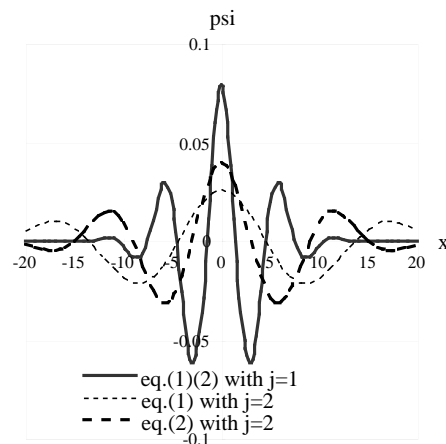


図 3: 式 (1) と式 (2) の形状比較

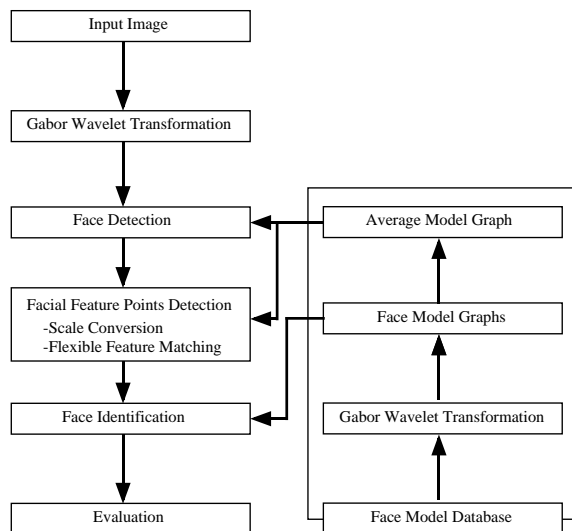


図 4: 個人識別システムの概略

3 顔認識システム

3.1 概要

システムの概略を図 4 に示す。本システムは、ガボール特徴量抽出、顔位置検出、顔特徴点抽出、顔同定からなる。ガボール特徴量抽出では、数段階のスケールのカーネルでガボールウェーブレット変換を行ない、顔位置検出に必要な情報を用意する。顔特徴点抽出では、まず、照合に用いるグラフを入力画像に対して妥当なスケールへと変換する。そして、ガボール特徴量抽出の過程において、スケール変換で推定したスケールのカーネルによる変換が施されていなければ、そのスケールで新たに特徴量を抽出する。顔特徴点の正確な抽出を行うフレキシブル特徴照合法と顔同定にはこの特徴量が用いられる。

次節より、顔位置検出以降の主要なモジュールについて説明する。

3.2 顔位置検出

顔位置の検出は、基準グラフを用いて入力画像中を粗くラスタスキャンし、各ノード位置のガボール特徴量を順次抽出していく。そして、基準グラフがあらかじめ持つガボール特徴量（基準値）にユークリッド距離が最も近い位置へグラフをマッピングすることで顔位置の検出を行う。ユークリッド距離は、グラフをガボール特徴量を要素とするベクトルとみなして計算する。基準グラフにはデータベースに登録されているモデルグラフの平均顔グラフを用い

る。平均顔グラフは、モデルグラフの各ノードが保持するガボール特徴量の平均と、ノード間距離の平均から作成する。顔位置検出により、顔特徴点の大きな位置も得ることができる。これらの位置は、正確な特徴点の位置を求めるために、顔特徴点抽出の初期位置として利用される。

3.3 顔特徴点抽出

3.3.1 スケール変換

スケール変換は顔特徴点抽出に用いるグラフを入力画像に対して効率的に適切な大きさに伸縮させるという処理を果たす。これには、システム構築の際にあらかじめ作成しておくスケール辞書と呼ばれるデータベースが利用される。

まず、スケール辞書の生成について説明する。顔領域の大きさが基準グラフとほぼ等しい N_T 枚の顔画像（教師顔画像）を用意し、それぞれに対して、基準グラフを T 段階に伸縮させたグラフを顔位置検出と同様の方法で適切な位置へマッピングして、シャドウグラフを生成する。シャドウグラフは、画像中における特徴点の位置仮説に相当し、その仮説の妥当性が基準グラフとの照合ネットワークの応答に反映される。この応答は式 (3) のように計算され、応答が小さいほど基準グラフとの全体的な調和は高くなる。このネットワーク応答を求め、スケール辞書に登録する。つまり、スケール辞書には、顔とグラフの大きさの比率に対するネットワーク応答のサンプルが記録されている。サンプルの総数は、教師顔画像の数 $N_T \times$ 比率 s_T の段階数 T となる。

$$O(G) = \sum_m^{Node} [S(\|W_{m,j} - I_{m,j}\|) + u_m \sum_n^{Node} S(\|v_{mn} - e_{mn}\|)] \quad (3)$$

ここで、式 (3) の $S(\cdot)$ は緩やかな傾きを持つシグモイド関数で、 $W_{m,j}$ は基準グラフの、 $I_{m,j}$ はシャドウグラフ G のノード m においてスケール j のガボールカーネルで抽出されたガボール特徴量を要素とするベクトルである。 v_{mn} は基準グラフの、 e_{mn} はシャドウグラフ G のノード m と n の距離情報である。また、 u_m はガボール特徴量と距離情報のどちらを重視するかを決める係数でスケール辞書を作成する場合は 1 とする。

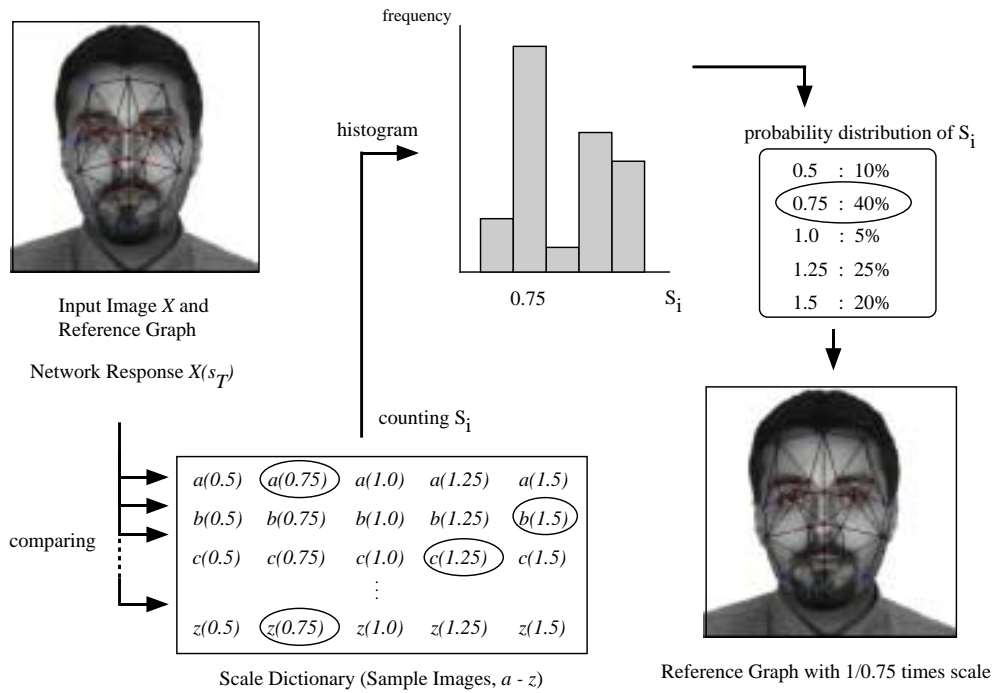


図 5: スケール変換

グラフの適切な大きさへの伸縮は、この辞書を用いて確率的に行われる。まず、入力画像に対して、顔位置検出により求められた顔特徴点のおおまかな位置でシャドウグラフを生成する。そしてネットワーク応答を求め、スケール辞書のサンプルとの比較を行う。比較は教師顔画像ごとに行い、最も誤差の小さいサンプルをそれぞれ検出し、そのサンプルに対応した比率 s_i を導き出す (式 (4))。ここで、式 (4) の $G_{basic} \times s_T$ は基準グラフ G_{basic} を s_T で伸縮させたグラフである。次に、全ての教師顔画像から求めた s_i のヒストグラムを生成する。このヒストグラムから入力画像に対するシャドウグラフの大きさの比率を推測する確率分布が求められる。シャドウグラフの適切な大きさへの伸縮は、この確率分布に従って導出される最適な比率 s_{opt} から伸縮率 $t_{opt} (= 1/s_{opt})$ を求めて行われる。図 5 にスケール変換の処理の流れを示す。

$$s_i = \arg \min_{s_T} [O(G) - O(G_{basic} \times s_T)]$$

$$i = 1, \dots, N_T \quad (4)$$

3.3.2 フレキシブル特徴照合法

フレキシブル特徴照合はまず、スケール変換後のシャドウグラフのノード位置において、ガボール特

徴量を抽出し、シャドウグラフを更新することから始まる。このガボール特徴量は、式 (2) のスケールファクタ j をスケール変換に用いた伸縮率 t_{opt} で拡大縮小したガボールカーネルにより抽出される。これにより、顔画像のスケール変化に伴う空間周波数の変動を吸収した特徴量を抽出できる。次に、シャドウグラフをランダム拡散過程により各ノードをその近傍に移動させることで変形させ、新しいシャドウグラフの候補を生成する。その様子の略図を図 6 に示す。なお、ガボール特徴量は、シャドウグラフの候補が生成される毎にそのノード位置でのみガボールウェーブレット変換が施されて抽出される。新しいシャドウグラフはこの候補の内、式 (5) のネットワーク応答が最も小さいものを採用する。この処理を繰り返し、全体的な調和を高めていく。

$$O(G) = \sum_m^{Node} [S (\|W_{m,j \times r_{opt}} - I_{m,j \times t_{opt}}\|) + u_m \sum_n^{Node} S \left(\left\| \frac{v_{mn}}{r_{opt}} - e_{mn} \cdot s_{opt} \right\| \right)] \quad (5)$$

ここで、式 (5) の $W_{m,j \times r_{opt}}$ は基準グラフのノード m において、式 (3) で用いたカーネルを r_{opt} で拡大縮小させたものにより抽出されたガボール特

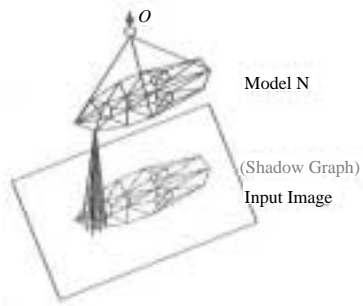


図 6: ランダム拡散によるシャドウグラフの生成

微量を要素としたベクトル, $I_{m,j \times t_{opt}}$ はシャドウグラフ G の候補に対する t_{opt} のそのベクトルである. r_{opt} は平均グラフに対する基準グラフのスケール変動率で 1 とする. また, 距離情報 v_{mn} と e_{mn} は r_{opt} と s_{opt} によってそれぞれ正規化される. u_m については, 輪郭に対応したノード (額, 耳, 顎) では距離情報を重視し, 輪郭以外のノード (眉, 目, 鼻, 唇) では特徴点の局所特徴, つまりガボール特徴量を重視するように設定にする. これは, スケール変換により, 顔の輪郭に対応するノードの配置が精度良く行われると予想できるためである. ただし, この設定では輪郭以外のノードが空間位置関係を無視した位置に収束してしまう可能性があるため, これらのノードの移動に簡単な制約を持たせる. この制約は一般的に知られている顔の構成の知識 [11][12] を利用している.

この方法は, 基準グラフに平均顔グラフを利用することで, モデルデータベースに登録されていない人物の顔の特徴点もロバストに抽出することができる. また, 空間位置関係を考慮した特徴照合を行うので, ひげや眼鏡等を身に付けていても, 特徴点の抽出は可能である.

3.4 顔同定

顔特徴点抽出で得られた最終的なシャドウグラフは, 入力画像の顔の表現として利用できる. 顔の同定は, そのシャドウグラフと顔モデルデータベースとを比較することで行える.

同一人物の顔かどうかの判定は, 式 (5) で定義されるネットワーク応答から決定する. すなわち, シャドウグラフとモデルグラフのネットワーク応答が最小であるモデルが入力画像の顔の人物であると認識される. ただし, 応答があらかじめ設定してお

く閾値以下でなければ受理されないとする. なお, 顔同定処理での式 (5) の $W_{m,j \times r_{opt}}$ はモデルグラフのノード m において, 式 (3) で用いたカーネルを r_{opt} で拡大縮小させたものにより抽出されたガボール特徴量を要素とするベクトル, v_{mn} はモデルグラフのノード m と n の距離情報であり, m_{opt} は平均グラフに対するモデルグラフのスケール変動率である.

4 実験

提案手法とシステムの有効性を検証するために評価実験を行った. 比較対象となるシステムには従来のフレキシブル特徴照合を行うものを構築した. 両システムともに平均顔グラフを利用して, モデルデータベースに登録されていない人物でも, その顔位置と特徴点位置を自動検出することができるが, 本システムは入力画像中の顔領域と平均顔グラフの大きさが異なる場合でも, 精度良くそれを行うことを目標としている.

実験は Purdue 大学の AR Face データベースの一部の画像 (256 × 256 画素, 8 bit 濃淡) を利用して行われた. モデルデータベースには, 20 人の顔画像とそれぞれのモデルグラフが登録されている. 画像は 1 人につき 1 枚で, 全てが無表情の正面顔であり, 顔の大きさは様々である. モデルグラフの特徴点は手作業で抽出されたものである. スケール辞書は, モデルデータベースの 20 枚 (= N_T) の画像と基準グラフを 11 段階 (= T) に伸縮させたもの (平均顔グラフを 1 として 0.5 倍から 1.5 倍まで 0.1 倍刻みで伸縮) からそれぞれ求めたネットワーク応答により作成された. また, 入力画像は, モデルデータベースに登録された人物のモデル画像, 登録されていない人物の画像がそれぞれ 20 枚と, それらを 0.8 倍と 0.9 倍に伸縮した画像の計 160 枚とした. なお, ガボールウェーブレット変換は, カーネルのスケールファクタ数 N_j を 2, 方向数 N_θ を 8 とし, 総数 16 個のカーネルを用いて行われた.

4.1 特徴点抽出の精度

図 7 に本システムを用いて顔特徴点を検出した結果を示す. 特徴点抽出の精度は, 顔特徴点の抽出処理が終了した時点のシャドウグラフと入力画像の人物に該当するモデルグラフの特徴点の位置誤差を指標とする. すなわち, 入力画像はモデルデー

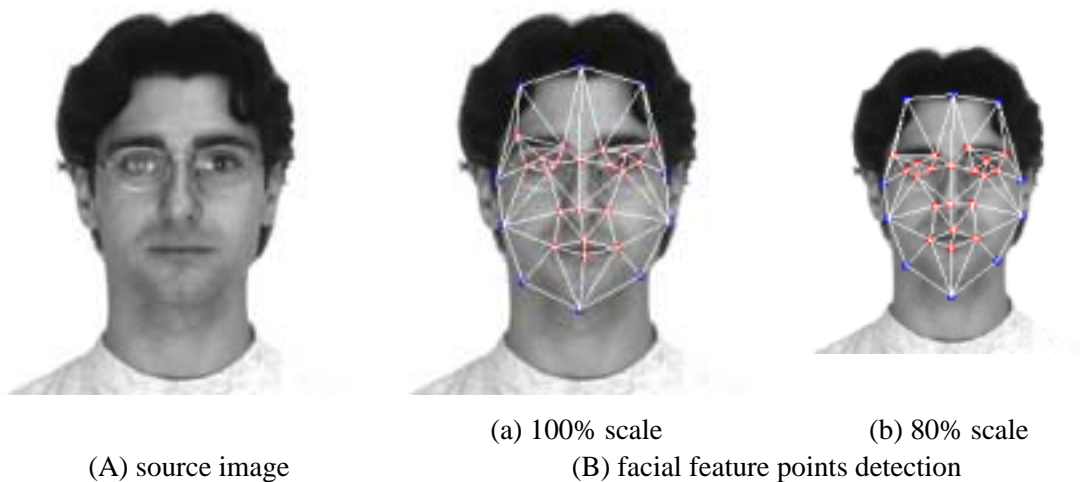


図 7: 検出結果

表 1: 特徴点抽出の精度 (pixel)

	100%	90%	80%
proposed system	5.72	5.51	6.51
previous system	6.83	8.56	15.3

スに登録されている人物のものである。表 1 に元画像を 100%, 90%, 80% に伸縮させた入力画像に対する両システムの特徴点抽出の精度を示す。表中の値は 1 特徴点あたりの平均誤差距離である。なお、精度の計算の際、式 (5) と同様の正規化を行う。この結果から、従来システムではスケール変換を行っていないために、入力画像の伸縮が大きくなるほど抽出誤差も大きくなっている。一方、本システムでは顔のスケールの変動にほとんど影響を受けずに特徴点を抽出できていることがわかる。

4.2 認識率

認識率は、モデルデータベースに登録されている人物の顔画像を入力した場合はその人物の同定成功率であり、未登録の人物の顔画像を入力した場合は、モデルデータベースに登録されていない人物であるとシステムが応答した割合である。図 8 と図 9 に両システムの認識率を示す。この図は、顔同定の処理で設定する必要がある閾値を変化させ、それに対する認識率を ROC 曲線の形で表したものである。この曲線はグラフの右上に位置するほど、その精度が良いといえる。従って、入力画像のスケールが元画像と同じ (100%) 場合は両システムに顔認識

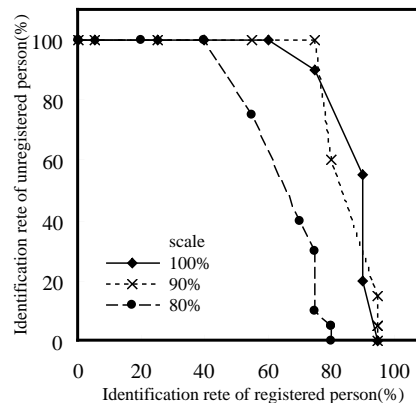


図 8: 認識率 (本システム)

の精度の差はないが、元画像を伸縮させた入力画像 (90%, 80%) に対して、本システムの精度向上が確認できる。特に、入力画像の伸縮率を 80% とした場合でそれが顕著に現れている。本システムにおいても、入力画像の伸縮が大きくなるほど、認識率が幾分か低下しているが、ガボール特徴量の抽出に用いるガボールカーネルのスケールの段階数を増やせば、この低下は抑えられると思われる。現在はこの段階数を 2 としている。

5 結論

我々は、よりよいヒューマンインタフェースの構築を研究の背景に位置づけ、任意の見え方の顔に対してロバストに認識できるシステムの実現をめざしている。本稿では、ガボールウェーブレット変換を

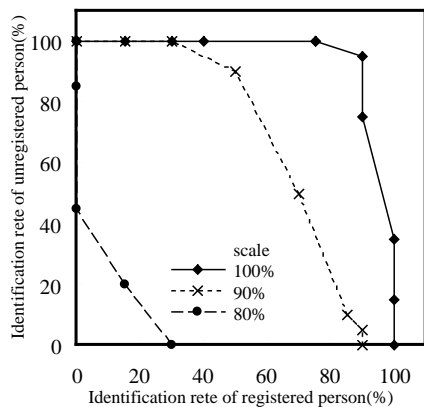


図 9: 認識率 (従来システム)

拡張し，入力画像の顔スケールの推定値からガボールカーネルのスケールが適切に変更され，顔スケールの変動を吸収した特徴量が抽出される手法を提案した．そして，この手法を顔位置検出，顔特徴点抽出，個人識別を一連の処理で行うシステムに導入した．我々は，このシステムの評価実験を行ない，本システムが，入力画像の顔スケールが変動する場合にも精度良く顔特徴点を抽出でき，個人識別の精度の低下を抑えることができることを確認した．これにより，提案した特徴量とその抽出手法の有効性も実証された．

本稿では，入力画像として元画像を縮小させたものを用いた実験についてのみ示したが，スケール辞書の構成次第で様々なスケール変化に対応できる．また，計算効率に関して示していないが，ガボール特徴量抽出に用いるガボールカーネルのスケールの段階数を 2 としているため，比較的高速に処理することができる．さらに，高効率化を目指し，顔特徴点を抽出する際は，グラフのノードがランダム拡散過程によって動いた時にそのノードまわりに対してだけガボールウェーブレット変換を施すという工夫を取り入れている．効率面で問題となるのは，顔位置検出における処理で，現在の手法で正確な顔位置を検出するためには画像全体にガボールウェーブレット変換を施さなければならないことである．これに対しては，シンプレックス法のような探索アルゴリズムを利用して，グラフが移動する毎に，そのノードまわりに対してのみガボールウェーブレット変換を施すような処理へ変更する，もしくは画像をカラーに拡張してファジ - パターン照合を用いた手

法 [13] を適用することを考えている．

最後に，本システムは，モデルデータベースに登録されていない人物の顔画像を未登録であると精度良く認識できることから，未登録の人物の顔特徴点をより正しく抽出し，モデルグラフとしてデータベースに自動登録できる可能性も持つ．

参考文献

- [1] 本名信之 (訳), “ノンバーバルコミュニケーション”, 大修館書店, 1981.
- [2] X. Song, C. Lee, G. Xu and S. Tsuji, “Extracting facial features with partial feature template”, *Proceeding of the Asian Conference on Computer Vision*, pp.751-754, 1994.
- [3] M. Turk and A. Pentland, “Eigenface for recognition”, *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol.3, no.1 pp.71-86, March 1991.
- [4] M. Kass, A. P. Witkin and D. Terzopoulos, “Snakes:Active contour models”, *International Journal of Computer Vision*, pp.321-331,1988.
- [5] H. Wu, T. Yokoyama, D. Pramadihanto and M. Yachida, “Face and facial feature extraction from color image”, *Proceeding of the International Workshop on Automatic Face- and Gesture-Recognition*, 1996.
- [6] R. Brunelli and T. Poggio, “Face recognition: Features versus template”, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, no.10, pp.1042-1052, 1993.
- [7] 平山高嗣, 岩井儀雄, 谷内田正彦, “スケール変化にロバストな個人識別システム”, 信学技報, PRMU2000-162, pp.15-22, 2001.
- [8] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kruger and C. von der Malsburg, “Face recognition and gender determination”, *Proceeding of the International Workshop on Automatic Face- and Gesture-Recognition*, pp.92-97, 1995.
- [9] L. Wiskott, J. M. Fellous, N. Kruger and C. von der Malsburg, “Face recognition by Elastic Bunch Graph Matching”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence*, vol.19, no.7, pp.775-779, 1997.
- [10] D.Pramadihanto, Y.Iwai, and M.Yachida, “A flexible feature matching for automatic face and facial points detection”, *Proceeding of the 14th International Conference on Pattern Recognition*, vol.1, pp.324-329, 1998.
- [11] 森於菟, 小川泉三, 大内弘, 森富, “解剖学”, 第 1 巻, 金原出版, 1965.
- [12] 藤田恒太郎, “人体解剖学”, 南江堂, 1979.
- [13] 呉海元, 陳謙, 谷内田正彦, “ファジパターン照合を用いた色彩画像からの顔検出システム”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, vol.J80-D-II, no.7, pp.1774-1785, 1997.