

未知の画像に対する識別率を用いた顔検出のための特徴点の順序付け

堀田 一弘[†] 三島 健稔[†] 栗田多喜夫^{††}Feature Ordering for Face Detection Using Correct Recognition Rate
to Unknown ImagesKazuhiro HOTTA[†], Taketoshi MISHIMA[†], and Takio KURITA^{††}

あらまし 本論文では、顔検出のための特徴点を未知の画像に対する識別率を用いて選択（順序付け）し、選択された特徴点の順序に従ってマッチングを行うことにより顔を検出する手法を提案する。特徴点の順序は、学習（顔のモデル作成）に用いていない未知の顔画像と顔以外の画像に対する識別率を用いて決定した。ここでは、顔と顔以外の識別のための類似度として、Gabor 特徴の情報量による重み付けマッチングに基づく方法を用いた。実験により、画像内のすべての点をマッチングに用いる場合よりも選択された順位の高い特徴点のみを用いた場合の方が未知の画像に対して高い識別率が得られることを確認した。また、選択順位の高い特徴点を調べるだけで顔でないかと判定することが可能となり、顔検出が高速化された。

キーワード 顔検出, 特徴点の順序付け, Gabor 特徴, コントラストフィルタ, 注視

1. ま え が き

顔画像の自動認識は、建物への入退出の監視 [1]、銀行の ATM などでの個人識別 [2]、マンマシンインタフェース [3]、ロボットとの対話 [4]、ビデオ映像の検索のためのキーとしての利用 [5] などの様々な応用があり、盛んに研究されている [6]~[8]。実環境下での顔画像の自動認識はコンピュータにとってまだ難しい課題であるが、ある程度制限された環境下では高い認識率が得られることが報告されている [9]~[16]。

人間は対象を認識する際、対象の特徴的な点に目を向け、情報を獲得する。そして、それらの注目（視）点から得られた情報を統合することにより、実環境下で安定した認識を実現していると考えられる。実環境下での顔画像認識の精度を向上させる一つの方法として、注視のメカニズムを取り入れることが考えられる。以前、筆者らは、生体の初期視覚で行われている情報処理と注視の考えを取り入れた認識手法を提案し

た [17], [18]。具体的には、網膜のガングリオン細胞の受容野特性に類似したコントラストフィルタ [19]~[21] と第 1 次視覚野の単純型細胞の受容野特性に類似した Gabor フィルタ [22] を用いた。また、注目すべき度合いとして、一般画像から推定した確率分布に対する情報量を用いた。この情報量をマッチングの際の重みとして用いることで、注目すべき度合いが高い（情報量が多い）点を重視した認識を行った。実験により、モデル画像内のすべての点を用いるよりも情報量の多い点のみを用いた方が高い認識率が得られることを確認した [17], [18]。しかし、この手法で得られた注目点はボトムアップ的に選択されたものであり、必ずしも識別タスクに有効な注目点であるとはいえない。本論文では、テスト画像に対する識別率の観点から識別タスクに有効な特徴点（注目点）の選択（順序付け）を行い、選択された特徴点の順序に従ってマッチングを行う手法を提案する [23], [24]。この手法を顔と顔以外の識別（顔検出）に適用し、顔検出に有効な特徴点の選択（順序付け）を行う。顔と顔以外の識別のための類似度として、以前提案した情報量による重み付けマッチングに基づく方法 [17], [18] を用いた。実験により、画像内のすべての点をマッチングに用いる場合よりも選択順位の高い特徴点のみを用いた場合の方が未知の画像に対して高い識別率が得られることを確認した。また、

[†] 埼玉大学工学部, さいたま市

Saitama University, 255 Shimo-Okubo, Saitama-shi, 338-8570 Japan

^{††} 産業技術総合研究所脳神経情報研究部門, つくば市

Neuroscience Research Institute, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST), 1-1-1 Umezono, Tsukuba-shi, 305-8568 Japan

顔と顔以外を識別するための関係式を変形することにより、選択順位の高い特徴点を調べるだけで顔でないかと判定することが可能となり、顔検出が高速化された。

2. では、コントラスト画像から抽出した Gabor 特徴の情報量による重み付けマッチングに基づく顔検出法の概略を説明する。次に、未知の顔と顔以外の画像を用いた特徴点の選択（順序付け）の方法について 3. で説明する。未知のテスト画像を用いた特徴点の順序付けの結果と順序づけられた特徴点の集合を用いた評価実験の結果を 4. で述べる。最後に、5. で結論と今後の課題について述べる。

2. 顔検出法

以前、筆者らは、生体の初期視覚で行われている情報処理と対象のどこに注目すべきかという注視の考えを取り入れた認識手法を提案し、顔検出と個人識別に適用した [17], [18]。具体的には、網膜での情報処理を模倣するために、網膜のガングリオン細胞の受容野特性に類似したコントラストフィルタ [19]~[21] を用い、第 1 次視覚野での情報処理を模倣するために、単純型細胞の受容野特性に類似した Gabor フィルタ [22] を用いた。更に、コントラスト画像の各点から抽出した Gabor 特徴の情報量を様々な画像から推定した確率分布に基づいて計算し、マッチングの際の重みとして用いた。情報量で重みづけることにより、情報量の多い点（注目すべき度合いが高い点）が認識結果に大きな影響を与えるようなマッチングが可能となる。以下、2.1 でコントラストフィルタについて説明し、2.2 で Gabor フィルタについて説明する。また、Gabor 特徴の情報量の計算方法とそれを重みとしたマッチングの方法について 2.3 で述べる。

2.1 コントラストフィルタ

Gabor 特徴を抽出する前に、前処理として、入力画像にコントラストフィルタを適用する。本論文では、Atick ら [19] によって提案されたコントラストフィルタを用いる。コントラストフィルタのフーリエ変換の核関数は、

$$K(f) = W(f)L(f) = f \exp\left\{-\left(f/f_0\right)^4\right\}, \quad (1)$$

のように定義される。ここで、 f と f_0 は、周波数と遮断周波数を表している。以下の実験では、 f_0 を 200 (cycle/image) とした。このフィルタは、実際の網膜のガングリオン細胞の空間周波数特性をよく近似していることが知られている [19]。

自然画像のスペクトルは、 $1/f$ に比例することが知られている [25]。式 (1) の $W(f)$ 項は、低周波成分の影響を弱め、高周波成分の影響を強めることで、スペクトルを一定にする効果がある [20]。一方、 $L(f)$ 項は、ノイズ等の高周波成分の影響を削減する効果がある。この効果をもった実空間でのコントラストフィルタは、式 (1) の $K(f)$ を周波数軸の原点周りで回転させ、更に、フーリエ逆変換することにより得られる [21]。

式 (1) の $K(f)$ と実空間におけるコントラストフィルタを図 1(a),(b) に示す。図 1(b) から、使用するフィルタは、オン中心オフ周辺型の受容野に類似していることがわかる。顔画像への適用例を図 1(c),(d) に示す。

2.2 Gabor フィルタ

生体の視覚皮質（第 1 次視覚野）には、方位選択性をもつ神経細胞があることが知られている。また、猫の視覚皮質の単純型細胞の受容野特性は、Gabor フィルタでうまく近似されることが知られている [22]。Gabor フィルタは、

$$\psi_{\mathbf{k}}(\mathbf{x}) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-k^2 \mathbf{x}^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(i\mathbf{k}\mathbf{x}) - \exp(-\sigma^2/2)\right], \quad (2)$$

で定義される [13]。式 (2) 中のパラメータは、それぞれ、 $\mathbf{x} = (x, y)^T$, $\mathbf{k} = k_{\nu} \exp(i\phi) = (k_{\nu} \cos \phi, k_{\nu} \sin \phi)^T$, $k_{\nu} = k_{max}/f^{\nu}$, $\phi = \pi\mu/8$ である。以下の実験では、 $\nu = \{0\}$, $\mu = \{0, \dots, 7\}$, $\sigma = \pi$, $k_{max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$ とした。

Gabor フィルタの出力は、スパースコーディング (sparse coding) になっていることが知られている [22]。スパースコーディングは、ほとんどの出力が 0 であり、少数個の出力だけが値をもつような表現のことである。また、自然画像から切り出した局所領域のスパースさを最大にするような制約条件を用いて自己組織的にフィルタを構成したところ、Gabor フィルタに類似したフィルタが得られたことが報告されている [26]。

2.3 重み付きマッチング

上述のように、コントラスト画像から抽出した Gabor 特徴の情報量を重みとして、Gabor 特徴間のマッチングを行う。Gabor 特徴の情報量を計算するためには、Gabor フィルタの出力に対する確率分布が必要となる。ここでは、分布推定のためのサンプルとして、ロバスト相関に基づくカット検出 [28] を用いて、テレ

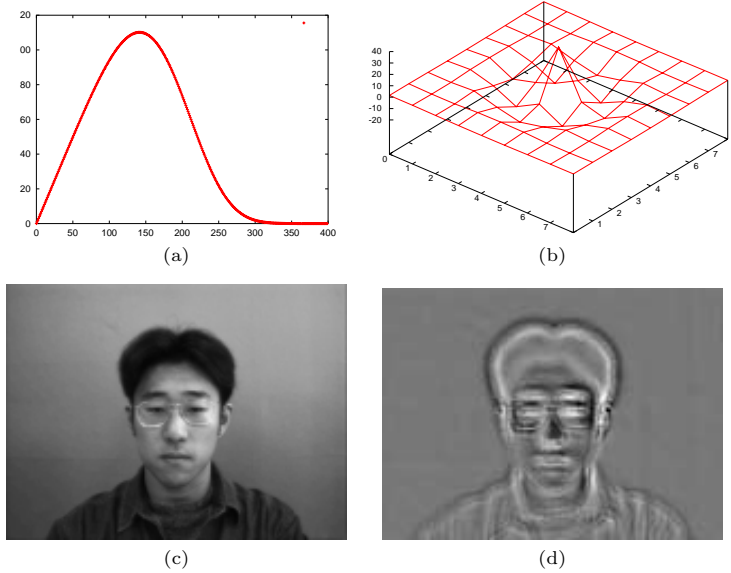


図 1 コントラストフィルタとその適用例

Fig. 1 Contrast filter and example of the filtered image.

ビデオ映像から 1,500 枚の異なるシーンの画像を得た。以下の実験では、簡単のために、Gabor フィルタの出力の確率分布を正規分布と仮定した。確率分布（正規分布）の分散は、1,500 枚の画像からランダムに選んだ 4,500 個の領域からロバスト分散推定 [29] を用いて推定した。また、Gabor フィルタの出力はスパースコーディングとなっているため、分布の平均を 0 とした。

自然画像の独立成分分析により Gabor フィルタに類似したフィルタが得られること [27] からわかるように（反応する方向が異なる）各 Gabor フィルタの出力は確率的独立性が高い。本論文では、各 Gabor フィルタの出力が独立であると仮定する。この仮定により、画像上の点 i を中心とした領域から抽出した Gabor 特徴ベクトル \mathbf{x}_i に対する確率密度 $p(\mathbf{x}_i)$ は、

$$p(\mathbf{x}_i) = \prod_{j=1}^N p(\mathbf{x}_{ij}), \quad (3)$$

のようになる。ここで、 N は反応する方向が異なる Gabor フィルタの数（以下の実験では、 $N = 8$ とした）を表し、 $p(\mathbf{x}_{ij})$ は、点 i における j 番目の Gabor フィルタに対する出力（複素数）の確率密度を表している。このとき、画像上の点 i における情報は、

$$I(\mathbf{x}_i) = -\log p(\mathbf{x}_i) = -\sum_{j=1}^N \log p(\mathbf{x}_{ij}), \quad (4)$$

のように定義される。

上述のように、Gabor フィルタの出力の確率分布として正規分布を用いるが、Gabor フィルタの出力は実数部と虚数部を含む（複素数である）ので、複素平面上で平均 0 の等方正規分布とした。画像上の点 i における Gabor 特徴の確率密度と情報量は、

$$p(\mathbf{x}_i) = \prod_{j=1}^N \frac{1}{2\pi\sigma_j^2} \exp\left(-\frac{\mathbf{x}_{ij}^T \mathbf{x}_{ij}}{2\sigma_j^2}\right),$$

$$I(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^N \left\{ \log(2\pi\sigma_j^2) + \frac{\mathbf{x}_{ij}^T \mathbf{x}_{ij}}{2\sigma_j^2} \right\}, \quad (5)$$

のようになる。ただし、 σ_j^2 は上述の 4,500 枚の局所画像から推定した。式 (5) からわかるように、Gabor 特徴の情報量は、Gabor フィルタに対する出力値のノルムに比例することがわかる。

情報量による重み付けマッチングでは、顔のモデル（テンプレート）となる Gabor 特徴ベクトルの情報量を重みとして用いる。以下の実験では、大きさと位置を正規化した 104 人の顔画像のコントラスト画像から抽出した Gabor 特徴の平均を顔のモデルとした。顔のモデルの情報量マップを図 2 に示す。目の部分が特に情報量を多くもち、次に鼻、口、輪郭等の部分の情報量が多いことがわかる。目、鼻、口等の情報量を多

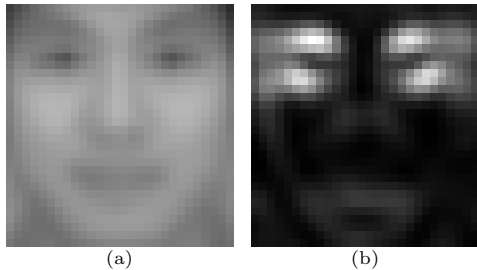


図 2 平均顔と顔のモデルの情報量マップ (a)104 人の平均顔 (b) 顔のモデルの情報量マップ

Fig. 2 Mean face and information map of face model. (a) Mean face of 104 persons. (b) Information map of face model.

くもつ点に高い重みを与え、情報量が少ない点の影響を減じることで、多様な環境下においてより安定した認識が可能になると期待される。

重み付きマッチングでは、顔のモデルと入力画像との類似度を各点での Gabor 特徴の相関値の重み付け和として定義する。モデルと入力画像の類似度は、

$$\text{Similarity} = \sum_{i=0}^M \frac{I(\mathbf{x}_i)}{\sum_{k=0}^M I(\mathbf{x}_k)} \text{Cor}(i), \quad (6)$$

のようになる。ここで、 $I(\mathbf{x}_i)$ は顔のモデル上の点 i の情報量を表し、 $\text{Cor}(i)$ は顔のモデルと入力画像上の点 i における Gabor 特徴の相関値を表している。以下の実験では、(反応する方向が異なる) 各 Gabor フィルタの出力(複素数)の絶対値をとり、それをマッチングの際の特徴ベクトルとして用いた[13]。また、Gabor 特徴の平均を 0 として相関値を計算した。このマッチング方法では、情報量を多くもつ点が識別結果に大きな影響を与えることになる。

入力画像から顔を検出するためには、入力画像上のすべての点(点を中心とする領域)で顔のモデルとの類似度を計算し、類似度がしきい値以上となる点を顔として検出すればよい。

3. 未知の画像に対する識別率を用いた特徴点の順序付け

ここでは、顔検出のための特徴点を未知の顔画像と顔以外の画像に対する識別率を用いて選択(順序付け)し、選択された特徴点の順序に従ってマッチングを行うことにより顔を検出する手法を提案する。未知のテスト画像に対する識別率を用いて特徴点を選択することは、与えられた変数の組の中から適切な変数を

選択する変数選択[30]を行っていることに一致する。一般に、汎化性の高い変数の組を選択するためには、学習に用いていない未知のデータを用いるべきであることが知られている[30]。ここでは、汎化性の高い特徴点の選択(順序付け)を行うために、顔のモデル作成に用いていない未知の顔画像と顔以外の対象の画像に対して識別率が高くなるように特徴点の順序付けを行った。

本論文では、特徴点の組合せに対して識別率の評価を行い、識別率が高くなるように 1 点ずつ選択していく方法を用いた。これは、変数選択で最も簡単な手法として知られる変数増加法を行っていることになる[30]。具体的には、まず、1 点(その点を中心とする領域から抽出したコントラスト画像の Gabor 特徴)のみを識別に用いた場合を考え、テスト画像に対する識別率を計算する。すべての点で独立に識別率を計算し、識別率が最も高い特徴点を特徴点集合の第 1 点目として選択する。次に、まだ選択されていない特徴点の中からもう 1 点だけ選択し、この特徴点と先に選択した特徴点とを同時に用いた場合の識別率を計算する。先に選択された特徴点との組合せで最も識別率が高くなる特徴点を第 2 点目として選択し、特徴点集合に加える。この操作を繰り返すことで、顔と顔以外を識別するための(順序づけられた)特徴点集合を生成する。以下の実験では、未知の顔と顔以外のテスト画像として、274 枚の顔画像と 600 枚の顔以外の画像を用いた。これらのテスト画像に含まれる顔と顔以外の画像例を図 3 に示す。このデータセットの顔画像には、Web ページから得た顔画像や MIT 顔画像データベース[31]が含まれている。一方、顔以外の画像は、Web ページから得た画像や 2. で述べた手法を用いて誤検出した顔以外の画像を含んでいる。

顔と顔以外の識別(顔検出)のための特徴点の順序を決定するためのアルゴリズムを以下に示す。

1) 画像上の一点のみを用いたときのテスト画像に対する識別率を計算し、最も識別率が高い点を特徴点集合の第 1 点目として選択する。

2) 先に選択した特徴点集合に含まれていない特徴点の中から特徴点をもう 1 点選択する。選択した特徴点と先に選択した特徴点集合を同時に用いたときのテスト画像に対する識別率を計算する。最も高い識別率を与える特徴点を次の点として選択し、特徴点集合に加える。

3) 画像内のすべての点を選択されるまで、2) の操

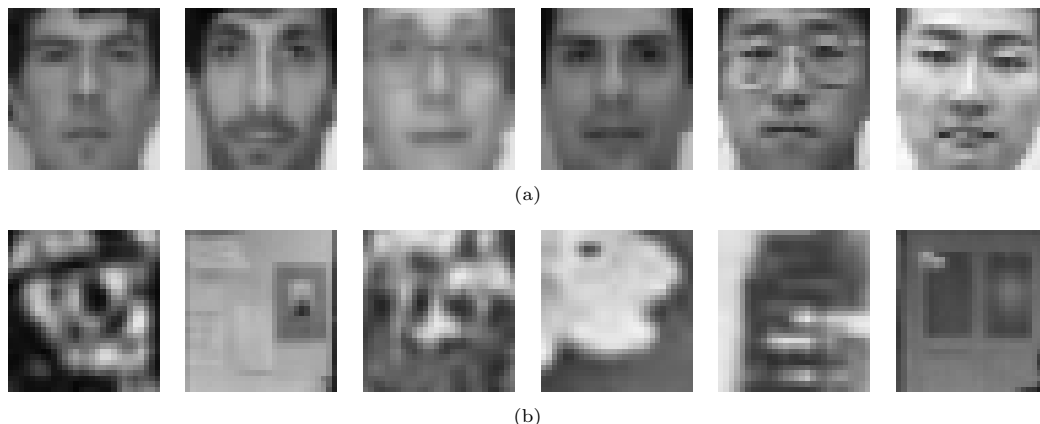


図 3 顔画像と顔以外の画像の例 (a) 顔画像の例 (b) 顔以外の画像の例
 Fig.3 Examples of face images and non-face images. (a) Examples of face images. (b) Examples of non-face images.

作を繰り返す。

上記アルゴリズムの 1) 及び 2) の各ステップにおいて、顔と顔以外を識別するための最適なしきい値を選択しながら特徴点集合の識別率を計算した。

4. 実 験

以下の実験では、上記の顔画像と顔以外の画像データセット(図 3)を特徴点の選択用(DS1: 顔画像 137 枚, 顔以外の画像 300 枚)と選択した特徴点の評価用(DS2: 顔画像 137 枚, 顔以外の画像 300 枚)の二つに分けて使用した。まず, DS1 のコントラスト画像から Gabor 特徴を抽出し, 上記アルゴリズムに従って, 特徴点の選択(順序付け)を行った。次に, 選択した特徴点の有効性(汎化性)を確認するために, DS2 を用いて評価実験を行った。

まず, 特徴点の選択用のデータベース(DS1)を用いた特徴点の順序付けの結果を示す。DS1 を用いて順序づけされた特徴点集合に対する識別率を図 4 (色が濃い方の線)に示す。図の横軸は特徴点集合を表している。図の縦軸は, 使用した特徴点の数に対する識別率を表している。上述のように, 各特徴点集合に対する識別率は, 最適なしきい値を選択しながら計算した。この図から, 画像内のすべての点を用いるよりも 200 点位の特徴点を含む特徴点集合を用いた方が高い識別率(98~99%)が得られることがわかる。これは, 識別に有効でない特徴点を省き, 識別に有効な特徴点のみを用いることで, 識別能力が上がったことを表している。DS1 に対して選択された 200 個の特徴点集合

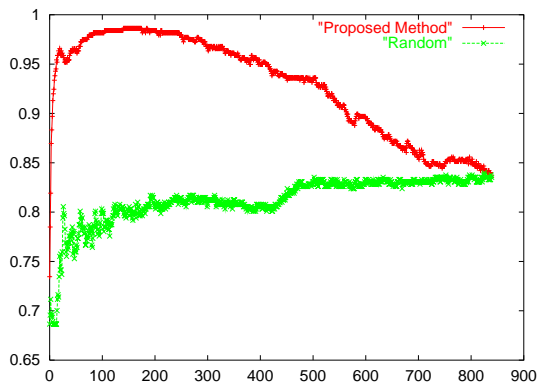


図 4 Data Set 1 を用いて順序付けされた特徴点集合の識別率
 Fig.4 Correct recognition rate to Data Set 1 by using the selected feature points.

を図 5 に示す。図中の白点は選択された特徴点を示している。この図から, 顔と顔以外の識別に有効であるとして選択された特徴点は, 目(の周辺), 鼻, 口, 輪郭等の異なる場所に分布していることがわかる。これは, 少ない特徴点で顔と顔以外の識別を行うには, 顔の異なる場所の情報を利用することが必要であることを示していると考えられる。特徴点集合の選択が有効であることを示すために, 特徴点をランダムに順序付けした場合と比較した。ランダムに順序付けした特徴点集合に対する識別率を図 4 (色が薄い方の線)に示す。この場合も各特徴点集合に対して最適なしきい値を決定しながら識別率の計算を行った。ラン

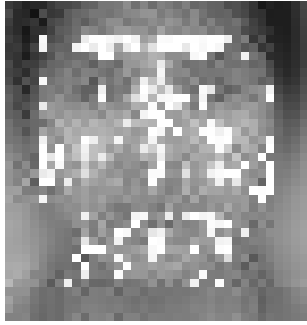


図 5 選択された特徴点 (200 点)

Fig. 5 Selected feature points. (The first 200 feature points)

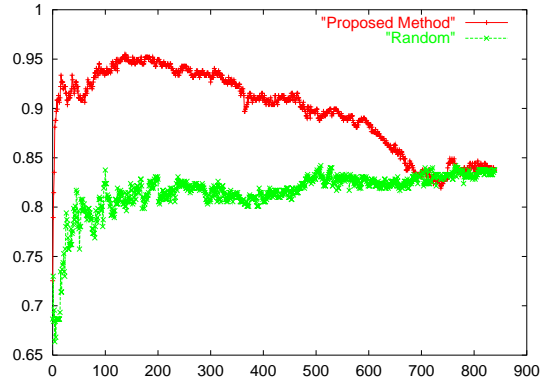


図 6 Data Set 2 に対する識別率

Fig. 6 Correct recognition rate to Data Set 2.

ダムに特徴点を選択した場合は、最適なしきい値を選択しても識別率が上昇しないことがわかる。これらの結果から、未知のテスト画像に対する識別率を用いた特徴点集合の選択が顔と顔以外の識別に有効であることがわかる。

このように選択した特徴点集合の汎化性を示すために、評価用のデータセット (DS2) に対して識別実験を行った。DS1 の画像に対して選択した特徴点の順序に従ってマッチングを行い、各特徴点集合に対する識別率を計算した。結果を図 6 (色が濃い方の線) に示す。比較のために、ランダムに選択した特徴点集合に対する識別率も計算した。結果を図 6 (色が薄い方の線) に示す。テスト画像に対する識別率により特徴点集合を選択する方がランダムに選択した場合に比べて高い識別率が得られている。また、すべての点を用いるよりも少ない特徴点を用いた方が高い識別率が得られていることがわかる。これらの結果は、未知のテスト画像に対する識別率により特徴点を選択して利用する識別方法が汎化性をもっていることを示している。また、DS2 に対してもはじめの 200 個位の特徴点集合を用いたときに高い識別率 (94~96%) が得られた。DS1 に対して選択された 200 個の特徴点集合を用いたときの DS2 に含まれる顔画像と顔以外の画像に対する識別率は、それぞれ、90.5%(124/137) と 97.0%(291/300) であった。

次に、探索の打ち切りを用いたマッチングの (顔検出の) 高速化について述べる。情報量による重み付けマッチングでは、式 (6) で計算される顔のモデルとの類似度としきい値を比較することにより顔か否かを判定する。各点での類似度 (平均を 0 としたときの Gabor 特徴の

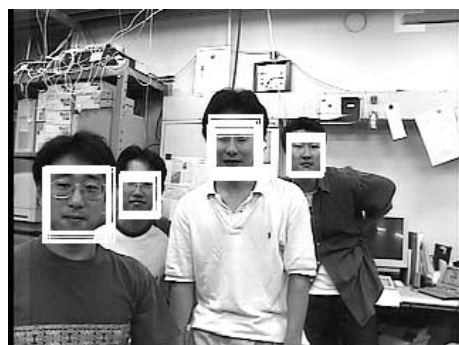
相関係数) は (nonface) $0 \leq \text{Cor}(i) \leq 1$ (face) の範囲の値をとるので、これを (nonface) $1 \geq (1 - \text{Cor}(i)) \geq 0$ (face) のように変更することで、顔の非類似度を測ることができる。この関係式を用いると顔らしさが低い領域の判定を途中で打ち切ることができる。k 番目の点までマッチングに用いたときの打ち切りの条件は、

$$\sum_{i=1}^k w(i) (1 - \text{Cor}(i)) > \left(\sum_{j=1}^{ep} w(j) - \theta \right), \quad (7)$$

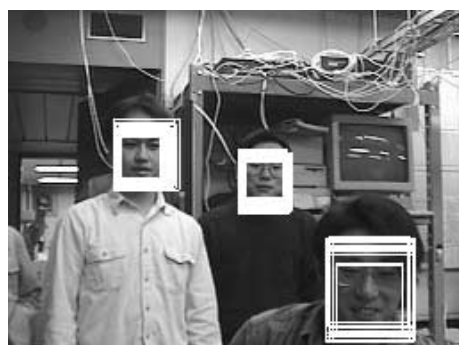
である。ここで、 $w(i)$, ep , θ をそれぞれ、i 番目の点での重み、使用する特徴点の数、使用する特徴点の数でのしきい値を表している。打ち切りの条件を用いると、選択順位の高い特徴点を調べるだけで顔以外の領域を顔でないとして判定することが可能となる。

探索の打ち切りの効果を調べるために、先の実験で使った DS2 の顔以外の画像に対して打ち切りの条件を適用してみた。ここでは、先の実験で高い識別率が得られた 200 個の特徴点集合を用いた。200 個の特徴点集合を用いたときに正しく識別できた画像 291/300 枚に対し、平均 164.495/200 点で顔以外であると識別できた。一般に、画像中の顔以外の領域の面積は顔の領域の面積よりも広いので、顔検出が高速化される。

最後に、DS1 に対して選択された特徴点の集合を用いて顔検出を行った。ここでは、先の実験で高い識別率が得られた 200 個の特徴点集合を用いた (図 4, 図 6)。画像内の顔の大きさの変化に対応するために、入力画像から内挿法により異なる大きさの画像を生成し、それらの画像もマッチングの候補として用いた。このようにして得られた顔検出の結果を図 7 に示す。



(a)



(b)

図 7 順序付けされた特徴点集合を用いた顔検出結果の例
Fig. 7 Results of face detection using the selected feature points.

図中の白枠は、顔として検出した領域を表している。画像内の顔の大きさによらず、正確に顔が検出されていることがわかる。図 7(a) に示した画像 (320 × 240 画素) に対して打切りを用いた場合と用いない場合の比較を行った。打切りを用いない場合、Pentium III 1 GHz CPU の PC 上で、画像の入出力や特徴抽出を含めて、約 36 秒要した。一方、探索の打切りを用いた場合、同じ条件のもとで約 24 秒となった。これらの結果から、特徴点の順序付けを行い、その順序に従ってマッチングを行うことで、顔検出の高速化と安定化が可能になったといえる。

5. む す び

本論文では、顔検出のための特徴点を未知の顔画像と顔以外の画像に対する識別率を用いて選択 (順序付け) し、選択された特徴点の順序に従ってマッチングを行うことにより顔を検出する手法を提案した。顔と顔以外の識別手法として、Gabor 特徴の情報量によ

る重み付けマッチングに基づく方法を用いた。実験により、画像内のすべての点をマッチングに用いる場合よりも少数の特徴点のみを用いた場合の方が未知の画像に対して高い識別率が得られることを確認した。また、顔か否かを判定するための関係式を変形することによって、選択順位の高い少数の特徴点のみを調べるだけで顔らしさが低い領域を顔でないとして判定することが可能となり、顔検出が高速化された。経験を通してどの特徴点が識別に有効であるかを学習することは、画像認識にとって本質的な問題であり、認識の高速化や安定化に深く関係している。今後は、強化学習を用いて、状況に応じて適応的な行動 (注視点の選択) ができるような手法に拡張する予定である。

文 献

- [1] M. Doi, K. Sato, and K. Chihara, "A robust face identification against lighting fluctuation for lock control," Proc. IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.42-47, 1998.
- [2] S.A. Rizvi, P.J. Philips, and H. Moon, "The FERET verification testing protocol for face recognition algorithm" Proc. IEEE International Conference on Automatic Face and Geusture Recognition, pp.48-53, 1998.
- [3] O. Hasegawa, K. Itou, T. Kurita, S. Hayamizu, K. Tanaka, K. Yamamoto, and N. Otsu, "Active agent oriented multimodal interface system," Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.82-87, 1995.
- [4] I. Hara, A. Zelinsky, T. Matui, H. Asoh, T. Kurita, M. Tanaka, and K. Hotta, "Communicative functions to support human robot cooperation," Proc. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.683-688, 1999.
- [5] S. Satoh and T. Kanade, "Name-It: Assosiation of face and name in video," Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.368-373, 1997.
- [6] A. Samal and P.A. Iyenger, "Automatic recognition and analysis of human faces and facial expression: A survey," Pattern Recognit., vol.25, no.1, pp.65-77, 1992.
- [7] R. Chellappa, C.L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and machine recognition of faces: A survey," Proc. IEEE, vol.83, no.5, pp.705-740, 1995.
- [8] 赤松 茂, "コンピュータによる顔の認識 -サーベイ," 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.8, pp.2031-2046, Aug. 1997.
- [9] M. Turk and A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces," Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.
- [10] T. Kurita, N. Otsu, and T. Sato, "A face recogn-

- tion method using higher order local autocorrelation and multivariate analysis,” Proc. 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition, pp.213–216, 1992.
- [11] F. Goudail, E. Lange, T. Iwamoto, K. Kyuma, and N. Otsu, “Face recognition system using local autocorrelations and multiscale integration,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.18, no.10, pp.1024–1028, 1996.
- [12] T. Kurita, K. Hotta, and T. Mishima, “Scale and rotation invariant recognition method using higher-order local autocorrelation features of Log-Polar image,” Proc. Third Asian Conference on Computer Vision, vol.II, pp.89–96, 1998.
- [13] M. Lades, J.C. Vorbrüggen, J. Buhmann, J. Lange, C. von der Malsburg, R.P. Würtz, and W. Konen, “Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture,” IEEE Trans. Comput., vol.42, no.3, pp.300–311, 1993.
- [14] K. Sung and T. Poggio, “Example-based learning for view-based human face detection,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.20, no.1, pp.39–51, 1998.
- [15] H.A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, “Neural network-based face detection,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.20, no.1, pp.23–38, 1998.
- [16] B. Moghaddam and A. Pentland, “Probabilistic visual learning for object representation,” IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., vol.19, no.7, pp.696–710, 1997.
- [17] K. Hotta, T. Kurita, S. Umeyama, and T. Mishima, “Face matching through information theoretical attention points and its applications to face detection and classification,” Proc. Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp.34–39, 2000.
- [18] 堀田一弘, 三島健稔, 栗田多喜夫, 梅山伸二, “Gabor 特徴の情報量による重みづけマッチングを用いた顔認識,” 信学技報, HIP2000–5, 2000.
- [19] J.J. Atick and A.N. Redlich, “What does the retina know about natural scenes?,” Neural Computation, vol.4, no.2, pp.196–210, 1992.
- [20] B.A. Olshausen and D.J. Field, “Sparse coding with an overcomplete basis set: A strategy employed by v1?,” Vision Research, vol.37, pp.3311–3325, 1997.
- [21] R.P.N. Rao and D.H. Ballard, “Efficient encoding of natural time varying images produces oriented space-time receptive fields,” Tech. Rep., 97.4, Dept of Comp Sci, Univ of Rochester, 1997.
- [22] J. Daugman, “Entropy reduction and decorrelation in visual coding by oriented neural receptive fields,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.36, no.1, pp.107–114, 1989.
- [23] 栗田多喜夫, 堀田一弘, 三島健稔, “Cross Validation を用いた顔検出のための特徴点選択,” 信学技報, PRMU2000–82, 2000.
- [24] T. Kurita, K. Hotta, and T. Mishima, “Feature ordering by cross validation for face detection,” Proc. IAPR Workshop on Machine Vision Applications, pp.211–214, The University of Tokyo, Japan, Nov. 28–30, 2000.
- [25] D.J. Field, “Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells,” J. Opt. Soc. Amer., vol.4, pp.2379–2394, 1987.
- [26] B.A. Olshausen and D.J. Field, “Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images,” Nature, vol.381, no.13, pp.607–609, 1996.
- [27] A.J. Bell and T.J. Sejnowski, “Edges are the ‘independent components’ of natural scenes,” Vision Research, vol.37, no.23, pp.3327–3338, 1997.
- [28] 栗田多喜夫, “ロバストテンプレートマッチングとその後カッターの検出への応用,” 1997 信学総大, D-12-61, 1997.
- [29] P.J. Rousseeuw and K. Van Driessen, “A fast algorithm for the minimum covariance determinant estimator,” Technometrics, pp.212–223, 1999.
- [30] A. Webb, Statistical Pattern Recognition, Arnold, 1999.
- [31] MIT face database, “ftp://whitechapel.media.mit.edu/pub/images/”. (平成 12 年 9 月 27 日受付, 13 年 1 月 30 日再受付)



堀田 一弘 (学生員)

平 9 埼玉大・工・情報卒。平 11 同大学院理工学研究科博士前期課程了。現在、同大学院博士後期課程在学中。平 11 年 4 月より日本学術振興会特別研究員。パターン認識及び生体模倣型ビジョンの研究に従事。日本顔学会会員。



三島 健稔 (正員)

昭 48 明治大大学院理工学研究科博士課程了。昭 49 工業技術院電子技術総合研究所研究官。昭 54 同主任研究官。平 4 城西国際大学設立に伴い経営情報学部教授。平 5 埼玉大学教養部教授。平 7 同工学部教授。現在に至る。数式処理, 多値論理の形式的体系の解析, 論理関数方程式, 非線形問題等の研究に従事。現在, 主としてセキュリティシステムインテグレーションに関心をもっている。日本数学会, 日本数式処理学会, 情報処理学会, IEEE, ACM 各会員。工博。



栗田多喜夫（正員）

1981 名工大・工・電子卒．同年電子技術総合研究所入所．1990～1991 カナダ国立科学研究協議会（NRC）招聘研究員．現在，産業技術総合研究所 脳神経情報研究部門 副研究部門長兼認知工学研究グループリーダー．工博．統計的パターン認識及び生体模倣型ビジョンの研究に従事．日本神経回路学会，行動計量学会，日本顔学会，情報処理学会，IEEE CS 各会員．