

## 人間の注視特性を考慮した固有顔の一方法

坂本 博康<sup>†</sup> 森田 伊織<sup>‡</sup> 林 龍森<sup>†</sup>

† 九州大学大学院芸術工学研究院 〒815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1

‡ 九州大学大学院芸術工学研究府 〒815-8540 福岡市南区塩原 4-9-1

E-mail: † sakamoto@design.kyushu-u.ac.jp

あらまし 人が顔画像から性別、個人、表情などを認識しようとするときは、特に目や口の周辺に注意を払い、それらの間の関連性にも注目すると考えられる。本報告は、このような人の注視特性を考慮した新しい固有顔を生成する一方法を提案する。注視特性については、人が顔画像を観察するときの注視点移動の速度から、局所への注目度と2箇所の相関性への注目度として測定する方法を導入する。新しい固有顔は、通常の顔画像の分散共分散行列と、上の注目度を表す行列による一般固有値問題として得られる。模擬的な注視点移動のデータを用いて、数種類の表情について本方法で生成した固有顔を示すことにより、提案法の有効性を実験的に評価する。

キーワード 注視特性、固有顔、重み付け、相関付け、一般固有値問題

## An Eigenface Method Including Gazing Property of Human

Hiroyasu SAKAMOTO<sup>†</sup>, Iori MORITA<sup>‡</sup> and Longsen Lin<sup>†</sup>

† Faculty of Design, Kyushu University 4-9-1 Shiobaru, Minami-ku, Fukuoka, 815-8540 Japan

‡ Graduate School of Design, Kyushu University 4-9-1 Shiobaru, Minami-ku, Fukuoka, 815-8540 Japan

E-mail: † sakamoto@design.kyushu-u.ac.jp

**Abstract** When we try to recognize sex, personality and expression from human facial images, it is common that much attention is paid to the parts such as eyes, mouth and their surrounding regions (i.e. gazing) and also relationship between them. This report proposes a new method of generating eigenfaces which include such gazing properties of human. In order to estimate gazing property from velocity data of gazing position, we introduce a scheme for measuring strength of attention to a local portion and to relationship between two portions. New eigenfaces are obtained from generalized eigenvalue problems of conventional covariance matrices of facial images and matrices representing the gazing property. Using simulated data of gazing position, we experimentally evaluate validity of the proposed method.

**Keyword** Property of Gazing, Eigenface, Weighting, Correlating, Generalized eigenvalue problem.

## 1. まえがき

顔画像の処理技術は、近年、社会のセキュリティ確保などのために重要な技術になっている[1]。多くの顔画像解析法の中でも、固有顔は有力な方法の一として知られ[2]、性別や表情の認

識などの多くの問題へ適用されている。

固有顔やその関連した方法については、従来から数多くの優れた研究が行われており、いろいろな手法が開発されている。ところで、従来の標準的な固有顔は正規直交系から構成される。これは部分空間の基底としては望ましい性質で

あるが、固有顔画像自身の生成にとってあまり意味のある制約とは言えない。この制約を取り除けば、固有顔の自由度を高めて、いろいろな応用においてより適した固有顔を構成できると期待される。

一方、人が顔画像を見て、その人の性別、年齢、個人、表情などを識別・認識しようとするとき、目や口などの特定の部分に注目し、同時に両者間の動きなどの関連性にも注意を払うような注視特性を持つと考えられる。例えば、大多数の顔で、笑顔と泣顔の両方について目尻は下がるが、口元は笑顔では上がり、泣顔では下がる。我々はこのような関連性も予期しながら、顔表情の認識に利用していると考えられる。また、年齢を顔画像から推定しようとするときは、特に目の周りや頬の周辺を詳しく観察する。

本研究は、上記のような注視特性を、従来の固有顔法に組み込む手法を提案し、その有効性を評価することを目的とする。本報告では、注視特性を推定するために、人が顔画像を観察するときの視線追跡データから、局所的に注目する場所とその程度、及び2箇所間の関連性にどの程度注意を向けるかを評価する方法を提案し、その結果を行列で表わす。新しい固有顔を生成するためには、通常の顔画像の分散共分散行列と、上記の注目度を表す行列とによる一般固有値問題を利用する。一般固有ベクトルは普通、斜交系となることが知られている。注視点移動の模擬的なデータを用いて、数種類の表情について本方法で生成した固有顔を示すことにより、提案法の有効性を実験的に調べる。

従来の固有顔の研究においても、本報告の方針と同様に、基底ベクトルの直交性の制約を取り除いたものである。独立成分分析 (Independent Component Analysis) 法では、基底の非直交性と空間的局在性が得られる[3]。また、顔の部分領域の重要性を考慮するために、目や口などの部品ごとに固有画像を生成するものもある[4]。しかし、これらの研究の中には、本報告のような人の注視特性を取り入れたものや、一般固有値問題を利用したものは見られない。

以下、本報告では、第2節で視線追跡の観測結果から注視特性を推定する方法を提案する。第3節では新しい固有顔の計算方法について述べ、第4節には数値例を示す。

## 2. 注視特性の推定法

### 2.1. 視点移動速度と注目度

本報告では、人がいろいろなクラスの顔画像を観測するときの視線移動のデータを基に、注視特性の推定を行う。この注視特性は、観察する画像の種類や性質、及びその画像においてどのような特徴を検出し、何について識別・認識を行うかによって、相当の違いがあるものと考えられる。

ここで、視点移動の速度  $v$  と注目度に関して、次の仮説を置く。

- (i)  $v$  が小さいときは、その視点位置の近傍を注意深く観察している。
- (ii)  $v$  が大きいとき、特に視点が大きくジャンプするとき、その始点と終点の近傍間の関連性を観察している。

本報告では、仮説(i)の注目度  $G_l(v)$  を  $v$  の減少関数として評価し、仮説(ii)における関連性の注目度  $G_r(v)$  を  $v$  の増加関数として計算する。後者を評価する際には、視点のジャンプまたは高速移動の前後にある低移動速度の部分の性質を考慮する必要性も考えられるが、今回は単純化のため考慮に入れない。

ここでは最も簡単な注目度の関数  $G_l(v)$ ,  $G_r(v)$  として、図1(a), (b) の関数を採用する。図中で、 $v$  の測定値の最小、平均、最大の値をそれぞれ  $V_1$ ,  $V_m$ ,  $V_2$ 、視点移動のデータ数を  $N$  として、

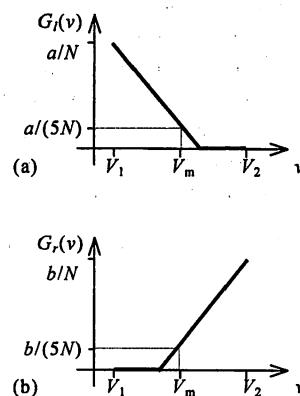


図1. (a)局所的注目度  $G_l(v)$ ,  
(b)2箇所の関連性への注目度  $G_r(v)$

$a, b$  は後述する定数である。

視点移動の測定データには相当の個人差があり得るので、多数の被験者の平均データを求めることが望ましい。

## 2.2. 注目領域の設定

前節の仮説 (i), (ii)において、画像内のどの範囲に注意を向けているかを注目領域と呼ぶことにする。本報告では、2種類の仮説に関する注目領域として、それぞれ2視点間を結ぶ線分を軸とする矩形領域、及び2視点を中心とする2個の円領域をとる。そして、それぞれの領域の中で、最大値  $G_l(v)$ ,  $G_r(v)$ を持ち、いわゆる寄棟の屋根の形状、または円錐の形状によって決まる注目度を与える。これらの領域の平面図を図2(a), (b)に示す。図中の  $w$  は注視領域の幅を与える定数である。

これらの形状は、注目領域とその周辺の加重係数をなだらかに接続することにより、得られる固有顔が高い周波数成分からなるノイズ成分をなるべく含まないようにする目的で利用する。図(a)の内部に含まれる画素について、その位置の注目度をその画素自身に加重する。また、図(b)に示す、移動前の視点の円内部に含まれる各画素について、移動後の視点の円内部に含まれる全部の画素と相関を持たせる。加重と相関を行列により表現する具体的な方法については、次節で述べる。

注目領域の幅  $w$  により、各注目領域の加重と相関の付加の大きさがあまり変化しないように、

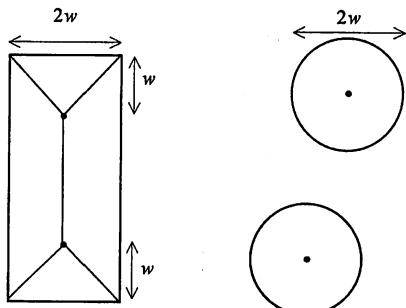


図2. 注目領域内の加重係数の形状を表す平面図。点・は視点位置を表す。

- (a) 仮説(i)については寄棟屋根形、
- (b) 仮説(ii)については円錐形。

図1の定数  $a, b$  を次式のように定める。

$$a = 1/w, \quad b = 1/w^2. \quad (1)$$

ここで、これらの係数の分母は、これらの領域内の画素が、次節の行列の中に出現する頻度に対応している。

## 2.3. 加重および相関性の行列による表現

前述の加重と関連性を表すには、行列を利用すると好都合であるので、画素数  $K \times L$  の画像  $X$  を、いわゆる辞書式配列によるベクトル  $x$  に並び替える。このとき、 $X$  の第  $(k, l)$  要素  $X_{k,l}$  は  $x$  の  $m = k + Kl$  要素  $x_m$  の位置に対応する。

### 2.3.1. 加重行列

仮説 (i) による注目度を表すには、対角行列  $D$  を用いる。すべての視点移動データについて、図2(a)の矩形領域に含まれる  $(k, l)$  画素について、 $D$  の第  $m$  対角要素に加重係数を設定する。

行列  $D$  は正定値行列である。

### 2.3.2. 相関性の行列

仮説 (ii) による関連性の表現を求めるために、図2(b)の上側円内の  $(i, j)$  画素 ( $n = i + Kj$ ) と下側円内の  $(k, l)$  画素 ( $m = k + Kl$ ) の対を考える。両方の円錐形から決まる2画素への注目度をそれぞれ  $e, f$  とする。相関性を求めるためには、次の量を評価すれば良い。

$$(ex_n + fx_m)^2 = (ex_n)^2 + 2efx_nx_m + (fx_m)^2. \quad (2)$$

ここで、右辺第2項は2画素の相関を表す。右辺の第1, 3項は、2.3.1項の2画素自身への注目度とは別に、2画素間の相関性を観察するために、更に必要とされる注目度を表している。

従って、上の2画素にかかる相関性の行列として、次の正定値行列を用いる。

$$C_{m,n} = \begin{bmatrix} m\text{列} & n\text{列} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & e^2 & \cdots & ef & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & ef & \cdots & f^2 & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \end{bmatrix}. \quad (3)$$

これをすべての視点移動データに対して足

し合わせた行列を、相関性の行列  $C$  と呼ぶ。正定値行列の和は正定値となるので、 $C$  は正定値行列である。

### 2.3.3. 全体の行列

上の 2 項の行列にそれぞれ正の係数  $p, q$  をかけ、更に上記の注目度にかかわらず顔画像全体を一様な重要度と見なす単位行列  $I$  を加えたものを、全体の注視特性を表す行列  $W$  とする。

$$W = pD + qC + I. \quad (4)$$

行列  $W$  もやはり正定値である。

## 3. 新しい固有顔の計算法

新しい固有顔を計算するために、本報告では一般固有値問題の解法を利用する。これは、2つの行列を同時に対角化する手法として知られている。本報告の2行列は、前節の  $W$  と顔画像の分散共分散行列  $R$  の逆行列  $R^{-1}$  である。

$$R = \frac{1}{I-1} \sum_{i=1}^I (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})' \quad (5)$$

ここで、 $\mathbf{x}_i$  は  $i$  番目 ( $i=1, 2, \dots, I$ ) の顔画像ベクトル、 $\bar{\mathbf{x}}$  は、これら  $I$  枚の顔画像の平均ベクトルであり、' は転置を表す。 $R$  は正定値対称な行列である。

### 3.1. 一般固有値問題

上の 2 行列  $W, R^{-1}$  に対する一般固有値問題は、一般固有ベクトルを  $\{s_i\}$ 、一般固有値を  $\{\gamma_i\}$  として次式で与えられる。

$$R^{-1} s_i = \gamma_i W s_i. \quad (6)$$

ここで、2 行列は共に正定値対称であるから、上式は正の固有値を持ち、固有ベクトルは実の斜交系を構成することが分っている。

実際の計算のには、両辺に  $R$  を掛け、 $\lambda_i = 1/\gamma_i$  とおいた普通の固有方程式、

$$R W s_i = \lambda_i s_i. \quad (7)$$

を利用することができる。コレスキー分解を用いれば、正則行列  $Q$  によって  $W = Q'Q$  と分解できるので、行列  $R W$  は相似変換を用いて正定

値対称行列  $Q R Q'$  へ変形される。行列の固有値は相似変換によって不变なので、上式の一般固有値  $\lambda_i$  はすべて正の実数である。しかし、 $R W$  は非対称行列だから実数の固有ベクトルは斜交系となり、全固有値が正であっても行列  $R W$  は一般に正定値とはいえない。

### 3.2. 固有顔の計算

本報告における固有顔の計算では、4種類の表情をとらせた顔画像から、それぞれの典型的な表情を表す固有顔を求める。従って、式(5)の  $\bar{\mathbf{x}}$  はそれぞれの表情の平均顔であり、それぞれの表情のクラスについて、共分散行列を求める。また、式(7)の行列  $R W$  のサイズが大きいため、最大固有値と固有ベクトルから順番に求める反復的解法を用いる。求められた最大の固有値から  $M$  個の固有ベクトルを利用して、表情の各クラスに対して、次式のように固有顔を構成する。

$$\mathbf{x}_M = \bar{\mathbf{x}} + \sum_{i=1}^M \lambda_i \mathbf{x}_i. \quad (8)$$

このとき、固有ベクトルの正負の方向性には自由度があるので、どちらの符号を選択するかの問題がある。この問題については、式(8)の加算を進めるにつれて、合成された画像を観察し、主観的に判断している。

## 4. 数値結果

数値実験には 20 歳前後の 31 人の学生（男性 20 人、女性 11 人）に対して、喜び（笑顔）、悲しみ（泣顔）、怒り、驚きの 4 種類の表情を表すように依頼して撮影し、目と鼻の位置を揃えることにより正規化した、 $64 \times 64$  画素のグレースケール画像を用いた。その全体の平均顔を図 3 に示す。4 つの表情では口の周りが最も大きく

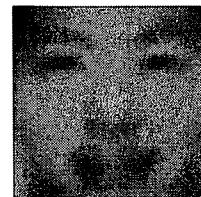


図 3. 全画像の平均顔

変化するので、その部分が最もボケている。

この研究で利用するために、これまで視線追跡装置の開発を進めてきたが、まだ実用の段階には至っていない。そこで本報告では、マウスを使って、模擬的な視線移動データを生成し、実験に用いた。このデータを図4に示す。このデータは笑顔について作成している。4種類の表情のうち、笑顔と驚き顔は比較的に類似しているので、視線の移動も似かよっていると予想される。そこで、同じ視線移動データを用いて、この2種類の表情について固有顔を生成した。

図5(a), (b)はそれぞれ、笑顔と驚き顔の平均顔である。

図6(a)～(f)はそれぞれ、喜びの表情に対する本提案法による固有顔 $x_1$ ～ $x_6$ を示す。これらの表情を、図7(a)～(f)に示した従来の固有顔と比較すれば、本方法の固有顔 $x_M$ における方が比較的低い $M$ の値から、表情が明確に表現されていると認められる。特に本提案法では、注目度の高い目や口の周りが、より明瞭に再現されていることがわかる。また、提案手法の $x_6$ においては非常に活き活きとした表情をもつ固有顔が合成されている。

驚き顔に対する提案法の結果を図8に示し、従来の固有顔を図9に示す。驚き顔では開口の程度がさまざまであり、視線移動データもあま

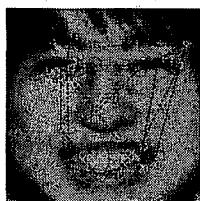


図4. 模擬的視線  
移動データ

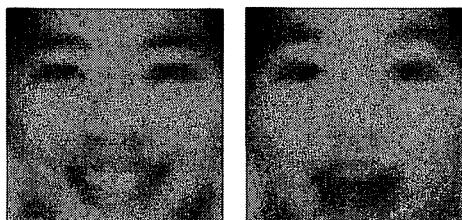


図5. (a) 笑顔の平均顔、(b) 驚き顔の平均顔

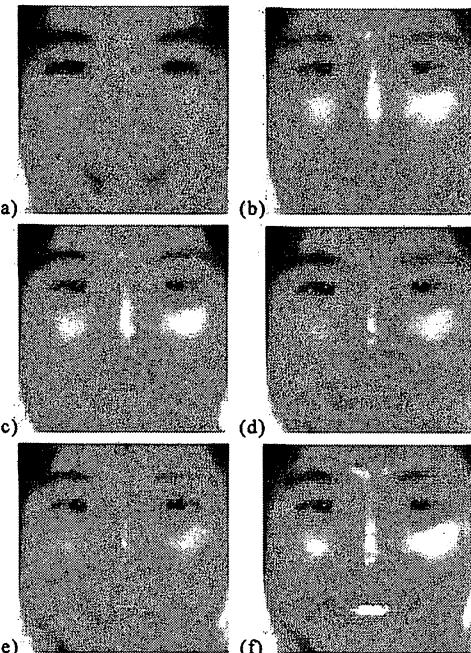


図6. 提案手法による一般固有顔 $x_1$ ～ $x_6$

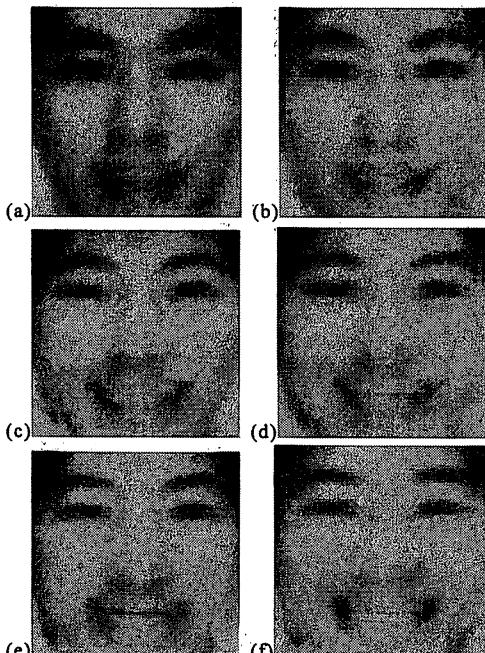


図7. 従来手法による固有顔 $x_1$ ～ $x_6$

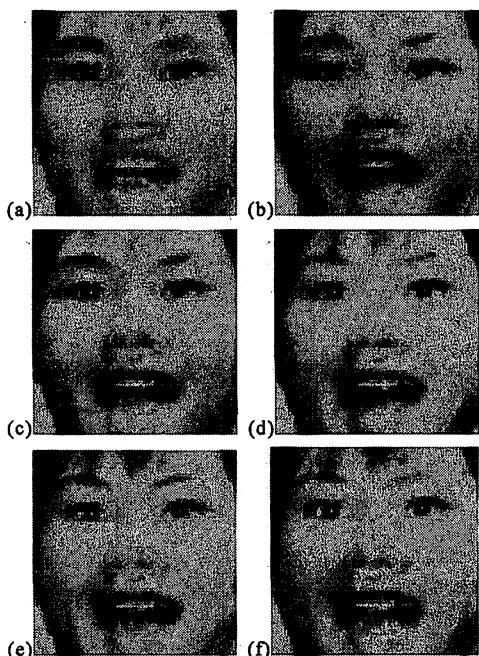


図 8. 提案手法による一般固有顔  $x_1 \sim x_6$

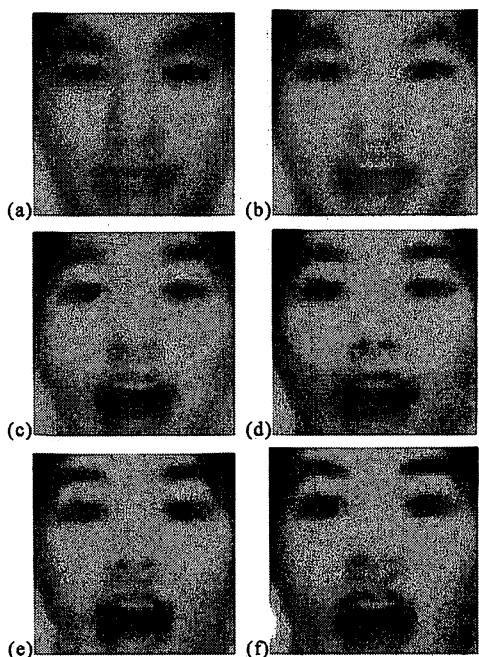


図 9. 従来手法による固有顔  $x_1 \sim x_6$

り適切ではないためか、笑顔ほどの顕著な違いは見られない。しかし、提案法の表情は従来法に比べて活き活きとした表情が得られている。

## 5.まとめ

人が顔画像を観察するときの注視特性を組み入れた、新しい固有顔の方法を提案した。注視特性としては、まだ擬似的なデータしか用いていないが、従来の固有顔に比べて活き活きとした表情を持つ顔画像を生成することができた。

今後、実測の視線追跡データ、およびより大きな顔画像データベースを利用して、提案手法の有効性を評価していく予定である。

## 文 献

- [1] 岩井儀雄, 労世竑, 山口修, 平山高嗣, “顔画像による顔検出と顔認識”, 情報処理学会研究報告, 2005-CVIM-149, pp.343-368, 2005.
- [2] M. Turk and A. Pentland, "Eigen-faces for recognition," J. Cognitive Neuroscience, Vol.3, No.1, pp.71-86, 1991.
- [3] 二村直広, 岡田和典, 赤松茂, 森健策, 末永康仁, “ICA を用いた顔画像の表現法および顔認識システムへの応用について”電子情報通信学会技術研究報告, Vol.99, No.514, pp.21-28, 1999.
- [4] A. Pentland, B. Moghaddam and T. Starner, "View-based and modular eigenspaces for face recognition," Proc. IEEE CVPR'94, pp.84-91, 1994.
- [5] 坂本博康, “信号の2次形式に対する最適な線形変換”, 電子情報通信学会論文誌A, Vol.J-77A, No.5, pp.741-749, 1994.