

統計的手法を用いた様々な背景からの顔領域の抽出

堀 修

(株) 東芝 研究開発センター 情報・通信システム研究所
〒 210 川崎市幸区小向東芝町 1
osamu.hori@toshiba.co.jp

様々な背景を持つ映像に含まれる人物の正面顔領域を統計的手法を用いて安定に検出する方法を提案する。従来、人物認証のために行われてきた人物の顔領域の検出は、室内の場合が多く単純な背景では一定のため、どんな方法を用いても容易である。しかし、映像では様々な背景を取りうるため、人物の顔領域を検出する際に背景の一部を誤検出するが多い。この問題を解決するために、顔検出アルゴリズムを設計した後に、そのアルゴリズムで誤検出された疑似顔（顔に似た背景の一部）を真顔（真の顔）と識別する処理を導入する。収集した疑似顔データを用いて、真顔と疑似顔とを識別する特徴量を統計的手法を用いて抽出する。正準判別分析と主成分分析の拡張手法である FKL 法を用いて特徴抽出を行い、2次元の低い識別特徴空間で2次識別関数を用いて98.6%の高い識別率を得た。

Face detection in various images based on a statistics approach

Osamu Hori

R & D Center, TOSHIBA Corporation
1, Komukai Toshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki, Kanagawa 210, Japan

This paper presents a method based on a statistics approach to robustly detect face regions in various images. In many cases of face detection for human identification, the background is simple and stable. A background subtraction method, for example, can extract face regions. Since a video includes various and complex background images, a face detection method often extracts parts of a background image as false-faces. In order to solve this problem, a discriminant analysis method is designed based on a statistics approach using true-face and false-face image examples, obtained by a face detection method. The FKL method extended from discriminant analysis and principle component analysis obtained high discriminant ratio(98.6%) using a quadric classifier under the two dimensional feature space.

1 はじめに

様々な背景から人物の正面顔を安定に検出する手法を提案する。画像または映像から人物の顔の位置を検出する研究は過去に多くなされてきた[1][2][3][4][5][6][7]。その多くは、人物認証を行なうため、カメラで撮影された人物の顔の位置を決定するものである。このような応用の多くは、カメラは固定されているため、背景がほぼ一定と仮定したアプローチをとることができる。一方、人物認証のための顔の検出の他に、ビデオ映像に登場する人物を検出しビデオデータベースのタグ付けに利用する研究がある[8]。この場合、種々変わる複雑な背景から人物を検出する必要がある。実際に、提案された方法[6]で実験を行なうと背景の一部が人物として誤検出されることが多い。これまでに、この問題に焦点をあてて研究したものは少ない。Rowley & Kanade[7]の研究では、ニューラルネットワークを用いて顔の特徴を学習し、様々な背景からの顔の検出を試みた。背景の一部が誤って検出されたデータを反面教師として再学習させる操作を繰り返すブートストラップ法により性能を向上させた。しかし、実際には誤検出を皆無にするように収束させることはできず、ヒューリスティックな手法で誤検出を除く後処理を行っている。Sung & Possio[5]の研究では、背景からの顔検出に Turk & Pentland[6]が提案した固有顔を用いて行ない、誤検出された疑似顔(顔に似た背景の一部)のサンプル画像を収集し、K-Nearest-neighborを用いて、6つの真顔(真の顔)のプロトタイプと6つの疑似顔のプロトタイプを作成し、顔候補画像がどのプロトタイプに近いかを判定し識別を行なった。識別のために正規化マハラノビス距離を用いており、入力画像と各プロトタイプまでの距離の関係をニューラルネットで学習させて認識システムを組み立てた。この方法の問題点は求められた固有顔空間上で識別している点である。固有顔空間上へ投影されたテストパターンはもとの画像に比べると顔に近い画像に変換されている。これは、一種の連想と同じ効果であるが、顔と異なる画像を固有顔空間へ投影し顔に似た画像にして識別するのは得策ではない。2つの画像を識別するために効果的な特徴を選択して識別すべきである。本稿では、真顔と疑似顔を識別する方法として統計的手法を用いて識別に有効な特徴を抽出し、その特徴を用いる方法を提案する。統計的手法はニューラルネットを用いる方法と異なり、歴史が長く良く研究されているため処理結果に対

して考察しやすいという利点がある。

2 処理の概要

図1に処理全体の流れを示す。画像に対して顔の存在する候補を抽出した後に、その候補に対して真顔と疑似顔を識別する。以下に、各々の処理について詳細に述べる。

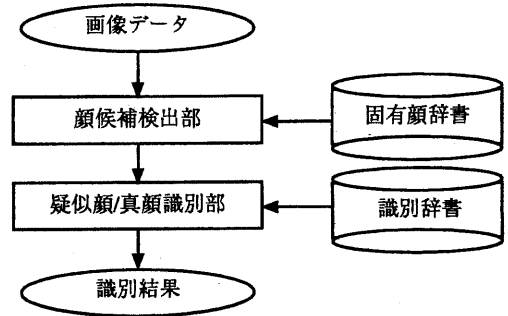


図1: 顔検出の処理全体の流れを示す図。

3 画像からの顔候補の抽出

まずは、画像から顔候補を抽出する手法について述べる。Turk & Pentlandが提案した固有顔空間[6]を用いた。この方法は多数(2000~3000)の顔の学習データを用いて主成分分析を行なうことによって、顔の特徴を抽出した特徴空間(固有顔空間)を求める。従来の研究の多くが顔の形状特徴、つまり、口、目、鼻などの輪郭を用いて顔を検出するアプローチをとっているのに対して[9]、顔の濃淡画像を学習サンプルとして与えるだけで顔の特徴が学習できることからプログラムの実現が容易である。しかし、求められる特徴空間が学習サンプルに強く依存するため適切な前処理を行なう必要がある。例えば、Turk & Pentland[6]は初期の研究において背景を含んだ人物の頭の先から顎のあたりまでの画像を学習サンプルとしていた。しかし、本来顔の特徴に関係ない背景が含まれているのは好ましくない。この方法を背景からの人物検出に利用したSung & Possio[5]は髪も顔の輪郭も含まない顔の中心部のみを学習サンプルとして用いた。さらに、光のあたり方の影響を少くするため顔画像に平面当てはめを行ない、画像の輝度ヒストグラムの平滑化を行った。このように、学習サンプルに対して予め学習されては困る

特徴を前処理で落としてしまう処理は重要な手続きである。

3.1 学習サンプルデータと固有顔空間

学習サンプルから固有顔空間を求める手順を述べる。

1. 画像：学習サンプルのために収集した画像をスキャナーを用いて 256 階調の濃度値（輝度値）及び 400DPI の解像度で入力する。正面を向いている人物の顔の目、鼻、口の位置をマニュアルで入力し、その位置に基づいて 20x20 の大きさになるように正規化する。（図 2-(a) 参照）
2. マスキング：図 2-(b) に示すように 20x20 に正規化された画像の縁をマスキングする。これは、顔の特徴と関係のない背景の影響をなくすためである。
3. 照明勾配の補正：顔画像の濃度値を用いて最小 2 乗誤差の意味で最適に当てはめられた平面を原画像から引く。これにより、照明による光と影の影響を少なくする。
4. 濃度値のヒストグラム平滑化：光やカメラの特性によって生じる顔の凹凸の度合を均一にするため濃度値のヒストグラムの平滑化を行なう。（図 2-(c) 参照）



図 2：顔画像の前処理の例。

以上に述べた方法で前処理を施した顔画像とその画像に対して左右に鏡像を作った画像を用いて主成分分析を行ない固有顔空間を求める。20x20 の画像に対応する 400 次元の確率変数ベクトル X の級内分散行列 S_w 及び級間分散行列 S_b は以下の式から求められる。

$$S_w = \sum_{i=1}^L P(\omega_i) E\{(X - M_i)(X - M_i)^T | \omega_i\} \quad (1)$$

$$S_b = \sum_{i=1}^L P(\omega_i) (M_i - M_0)(M_i - M_0)^T \quad (2)$$

$$S_t = S_w + S_b \quad (3)$$

$$S_t \Phi = \Phi \Lambda \quad (4)$$

ここで、 M_i は各クラスの平均ベクトルで M_0 は全サンプルの平均ベクトルである。主成分分析は全分散 S_t を用いて式 (4) を満たす固有ベクトル行列 Φ と固有値行列 Λ を求める。求められた固有値の大きい方から k 個を選び、それらに対応する固有ベクトルで張られる空間を固有顔空間とする。図 3 に求められた平均顔及び各固有ベクトルを画像化したものを示す。



図 3：サンプル画像から求められた平均顔と固有顔。

3.2 テンプレートマッチング

対象画像から目的の物体を検出する方法にテンプレートマッチングがある。よく用いられるテンプレートマッチングは検出したい物体そのものの画像をテンプレートとし、画像の全ての場所においてそのテンプレートとの相違度を計算し、ある閾値以下の場合その場所に目的の物体があると判定する。目的の物体の大きさが不定の場合はテンプレートあるいは対象画像を拡大／縮小し、テンプレートと対象画像をマッチングすることで任意の大きさの物体を検出する。固有顔空間を用いる方法では、物体そのものの画像の代わりにテンプレートとしてこの固有空間を利用する。切り出されるテンプレートの大きさと同じ画像を全ての場所において、この固有空間に投影した時の投影距離を計算し、この距離をテンプレートと対象画像との相違度とする。この原理を図に示せば図 4 のようになる。テストサンプルから固有顔空間（平面）までの垂線の足の長さが顔に対する相違度となる。

3.3 固有顔空間を用いた顔候補検出

複雑な背景に人物を含む画像に対して、あらゆる場所について固有顔空間への投影距離を計算し視覚化した結果の一例を図 5 を示す。明るい場

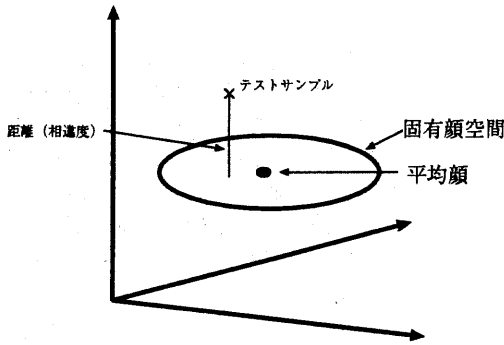


図 4: 投影法の原理.

所ほど顔らしい場所である。ここで、わかることは実際の顔以外の部分にも大きな類似度が出ることである。これは、固有顔空間を学習する方法が顔のサンプルのみを与えて学習するため、顔だけが有する特徴を学習したという保証がないためである。よって、学習された特徴が顔ではない背景の一部にも含まれていることは十分にありうる。この問題を解決するために、固有顔を用いて検出される画像を顔候補とし、次にこの顔候補から真の顔を統計的手法で識別する方法を導入する。以下に、その方法について述べる。

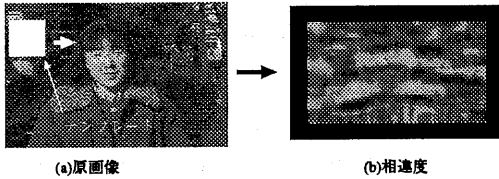


図 5: テンプレートマッチング. 左上から右下に全面にわたってテンプレートとマッチングする。白い部分が顔の存在する候補。

4 統計的手法を用いた真顔と疑似顔の識別方法

以下に代表的な 3 つの方法について述べ、その処理結果を実験の章で詳細に述べる。

4.1 正準判別分析

判別分析とはクラスを分類するために適した特徴を選ぶ方法である [10]。識別のための評価関数を決め、その評価関数を最小 (あるいは最大) にするような射影空間を求める方法である。その代表的な例として F (Fisher) 比を最大にするような

射影空間を求める正準判別分析がある。F 比とは各クラスの級内分散 S_w とクラス同士の級間分散 S_b の比 (S_b/S_w) のことである。n 次元の特徴ベクトルから正準判別分析によって k 次元の特徴ベクトルを選択する手順を以下に示す。まず、式 (5) を満たす固有ベクトル行列 Φ と固有値ベクトル行列 Λ を求める。

$$S_b \Phi = S_w \Phi \Lambda \quad (5)$$

この方法では S_b のランクが、クラス数 L のとき $L-1$ となり識別するクラスが 2 つの場合 1 つの基底ベクトルが求まる。求まった基底ベクトルにテストパターンを射影し、予め与えられた閾値の大小で真顔と疑似顔を識別する。しかし、この方法では、基底ベクトルが 1 つのため、識別に有効な 2 つ以上の特徴を取得することができない。単純な閾値処理しか行なえず識別能力に限界がある [11]。次に、複数の特徴ベクトルを選択する方法について述べる。

4.2 F 比を利用した主成分分析

収集された真顔と疑似顔の混合分布 (全分散) を用いて主成分分析を行なう。主成分分析を用いて求まった主成分 z_i ($i = 1, 2, \dots, n$) に対して、級内分散 S_{wi} と級間分散 S_{bi} を求め F 比を計算する。

$$F_i = \frac{S_{bi}}{S_{wi}} \quad (6)$$

但し、

$$S_{wi} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) E\{(z_i - m_{li})^2 | \omega_l\} \quad (7)$$

$$S_{bi} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) (m_{li} - m_{0i})^2 \quad (8)$$

$$m_{li} = E\{z_i | \omega_l\} \quad (9)$$

$$m_{0i} = E\{z_i\} = \sum_{l=1}^L P(\omega_l) m_{li} \quad (10)$$

z_i の中から F 比が大きい順に k 個の主成分を選び、特徴ベクトル $Z = z_1, z_2, z_3, \dots, z_k$ を得る。一般に固有値の大きい主成分を選択するよりも F 比の大きい主成分を選択した方が識別には有効な固有空間が得られる [12]。

4.3 Fisher-Karhunen-loève 法

FKL 法とは、小クラス分類問題における特徴選択を行う方法として若林ら [13] が提案した手法

である。低次元の判別分析法では正準判別分析法が有効であるが、高次元の場合はF比を利用した主成分分析法が有効であることが知られており、この2つの間を埋める方法としてFKL法が開発された。この方法は、2クラス問題でも多クラス問題でも区別なく適用でき、原特徴量の次元数を越えない範囲で任意の次元数の特徴ベクトルを得ることができる。また、この方法は、正準判別分析法と主成分分析法を特殊な場合として含み、2つの方法を拡張した手法である。特徴選択に用いる固有値解析問題の式を以下に示す。

$$(S_b + \beta S_w)\Phi = \{(1 - \beta)S_w + \beta I\}\Phi\Lambda \quad (11)$$

$\beta = 0$ で正準判別分析、 $\beta = 1$ で主成分分析になるため、 β を最適値に選んだ時に2つの識別力より下回ることはない。

4.4 識別関数

上記で求めた識別のための固有空間（識別空間）を用いて疑似顔と真顔に識別を行なう。そのために2つのクラスを分離するための識別関数として、代表的な2次識別関数を用いた。2次識別関数は式(12)で表される。

$$g_l(X) = (X - M_l)^T \Sigma_l^{-1} (X - M_l) + \ln|\Sigma_l| - 2 \ln P(\omega_l) \quad (12)$$

ここで、真顔と疑似顔の生じる確率が未知とすると最後の項が不要になり式(13)となる。2クラス問題の場合 $g_l(X)$ が小さい方のクラスに X を分類する。

$$g_l(X) = (X - M_l)^T \Sigma_l^{-1} (X - M_l) + \ln|\Sigma_l| \quad (13)$$

5 実験

以下に述べる実験サンプル、固有顔空間、識別空間、2次識別関数を用いて顔の識別率を求めた。

5.1 実験サンプル

収集した2018枚の顔のデータを用いて、第3.1節で述べた前処理を行い鏡像のデータとともに4036枚のデータで学習させて固有顔空間を求める。

5.2 固有顔空間

固有値の大きい順に固有ベクトルを用いて k 次元の固有顔空間を使用する。ここで、どのくらいの次元の固有顔空間を用いるべきかを調べる。固有顔空間を用いた投影法では、テストデータと固有顔空間の距離の大きさで識別を行う。式(17)を用いてテストデータを固有顔空間へ射影したときの距離（残差誤差）の振舞を考える。学習データにおける距離の平均と固有顔空間の固有ベクトルの数との関係を表したものが図6である。

$$\Phi^T S_i \Phi = \Lambda \quad (14)$$

$$\hat{X} = \Phi^T (X - M_0) \Phi + M_0 \quad (15)$$

$$\hat{X}^T \hat{X}$$

$$\begin{aligned} &= \{\Phi^T (X - M_0) \Phi + M_0\}^T \{\Phi^T (X - M_0) \Phi + M_0\} \\ &= \{\Phi^T (X - M_0)^T \Phi + M_0^T\} \{\Phi^T (X - M_0) \Phi + M_0\} \\ &= \{\Phi^T (X - M_0)^T (X - M_0) \Phi\} \\ &\quad + 2M_0^T \{\Phi^T (X - M_0) \Phi\} + M_0^T M_0 \\ &= \text{Tr}\{\Phi^T (X - M_0) (X - M_0)^T \Phi\} \\ &\quad + 2M_0^T \{\Phi^T (X - M_0) \Phi\} + M_0^T M_0 \\ &= \text{Tr}\{\Lambda\} + 2M_0^T \{\Phi^T (X - M_0) \Phi\} \\ &\quad + M_0^T M_0 \end{aligned} \quad (16)$$

$$\epsilon = \sqrt{X^T X - \hat{X}^T \hat{X}} \quad (17)$$

ここで、 Φ は k 個の固有ベクトルからなる固有ベクトル行列で、 \hat{X} は固有空間へ X を射影した時のベクトルである。

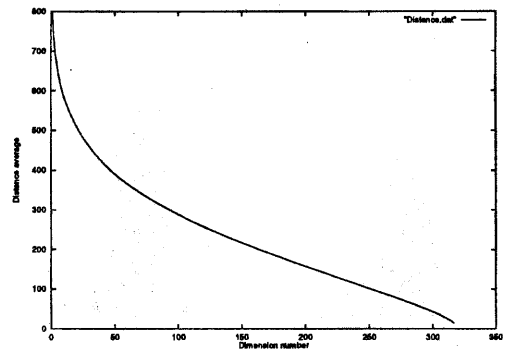


図6: 固有顔空間の次元数と距離の平均の関係。

処理時間を考慮すれば少ない次元の固有顔空間が望ましい。よって、グラフの線が急峻に下がった後あたりの10次元が適当と判断した。学習に利用した4036のサンプル画像の他にテストデータ

として2組のデータセットを用意した。Tdata1はサンプル数1544の顔画像でTdata2はサンプル数2662の顔画像である。固有顔を求めるために用いた学習サンプル(Learn)と合わせたグラフを図7に示す。

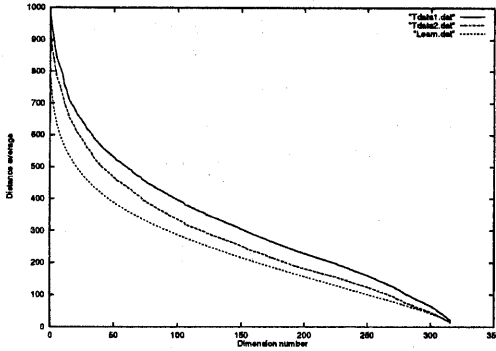


図7: テストデータから固有顔空間までの距離の平均。

一番下の線分が学習サンプルによる平均距離の曲線である。テストデータTdata1, Tdata2がどの次元でも常に学習サンプルよりも曲線が上まっている。

5.3 真顔の固有顔空間までの距離の分布

図8は、固有顔空間を10次元として距離の分布を、左から学習データLearnとテストデータTdata1を示したものである。これから見落としないように閾値を設定するには、距離の許容範囲を1300にする必要がある。

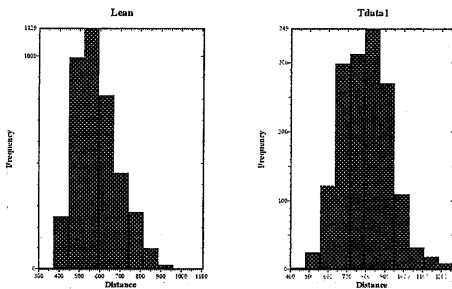


図8: 各データセットにおける固有顔空間までの距離の分布(10次元)。左から学習データLearn, テストデータTdata1。

5.4 固有顔空間を用いた顔の検出

10次元の固有顔空間を用いて、テストサンプルTdata1の顔データを収集した原画像を用いて実際に顔の検出を行う。閾値を1300にして処理した結果背景の一部が顔(疑似顔)として誤検出される。Tdata1の顔を収集した原画像から得られた疑似顔の画像をNdata1(4580個)とする。このデータに対して閾値を変えて識別率を計算すると図9に示すようになる。疑似顔データが真顔データに比べてグラフの右にずれてはいるが重なっており、固有顔空間では閾値を操作しても2つを識別することはできないことがわかる。

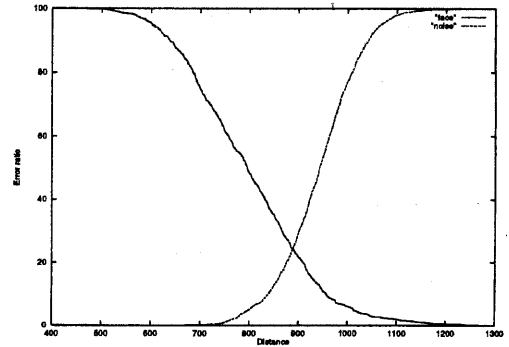


図9: 真顔と疑似顔のデータセットを用いて閾値を変化させて識別率を計測したグラフ(Tdata1とNdata1を使用)。

5.5 真顔と疑似顔の識別

次に、上記のデータを用いて統計的方法を用いて顔と疑似顔の2つのクラスの識別実験について述べる。

5.5.1 正準判別分析法による識別

Tdata1とNdata1のデータを各々1544ずつ用いて、2クラスを識別するための特徴ベクトルを決める正準判別分析を行う。先の述べたように2クラスの場合1つの特徴ベクトルしか抽出できない。その特徴ベクトルにテストデータを射影し閾値を決めて2つのクラスを分類する。図10は閾値を変化させた時の各クラスの誤り率を示すものである。このように学習データ自身をテストデータに用いて最適な閾値を設定しても各々約15%ほどの誤りが生じる。

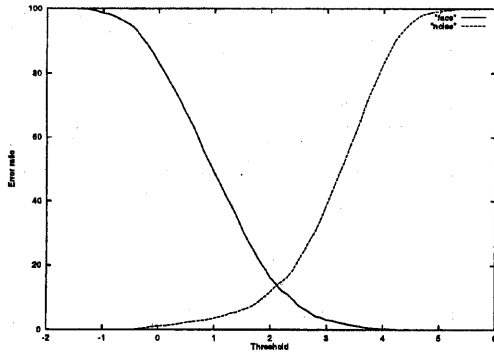


図 10: 正準判別分析による真顔と疑似顔の判別結果.

5.5.2 F 比を利用した主成分分析法による識別

次に、前節と同様に 2 つのデータを用いて F 比を利用した主成分分析法による識別を行う。識別関数には 2 次識別関数を用い、特徴空間の次元数を増やして識別率を調べた。図 11 は真顔と疑似顔の識別誤り率である。次元を増やすことによって識別率が上がっていることがわかる。9 次元ほどの識別特徴空間において 2 クラスが良く分離でき、真顔と疑似顔の識別誤り率はそれぞれ 2.5% 及び 1.9% であった。上記で求めた 9 次元の識別特徴空間と識別関数を用いて Tdata2 と Ndata2 に対して実験を行うと真顔と疑似顔の識別誤り率はそれぞれ 2.0% 及び 1.8% であった。ここで、Ndata2 は Tdata2 を収集した原画像から得られた 3918 個の疑似顔である。

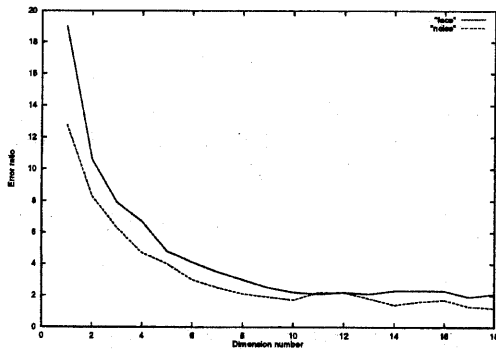


図 11: F 比による真顔と疑似顔の識別結果。実線が真の顔、破線が疑似顔の識別の誤り率 (Tdata1 と Ndata1 を利用)。

比較のために主成分の F 比を考慮しないで固有値の大きい (全分散の大きい順) 固有ベクトルを用いて識別を行った結果を図 12 に示す。図に示

すように、F 比を用いた識別方法では 9 次元でほぼ良い結果を出しているのに対して用いない方法は 20 次元以上必要である。

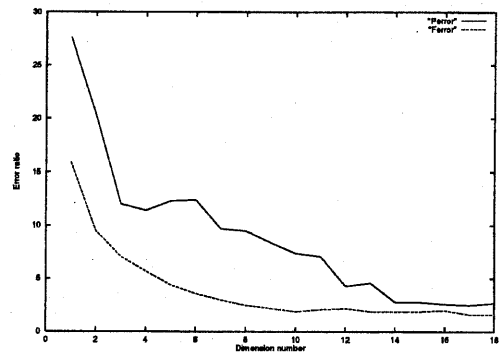


図 12: F 比を用いない主成分分析の方法。実線が F 比を用いない結果。破線が F 比を用いた結果 (Tdata1 と Ndata1 を使用)。

5.5.3 FKL 法による識別

図 13 は β を変化させて固有値を求め、大きい固有値からその寄与率を累積した値の変化をプロットした結果である。 $\beta = 1$ の時は主成分分析と同じになり固有値は対応する空間における全分散の割合を示す。一方、 $\beta = 0$ の時は 2 クラスの正準判別分析と同じになるため固有値の寄与率は 1 に近くなり、固有ベクトル上の F 比の寄与率を表す。 β を大きくすると F 比最大の評価から全分散最大の評価が加わるため第 1 固有値の寄与率が減少する。

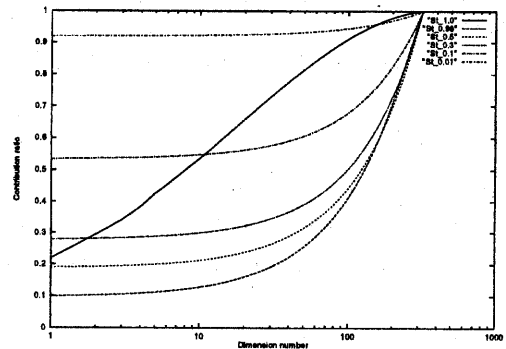


図 13: β の値を変化させた時の FKL 法で求めた累積固有値 (寄与率) の変化 (St.*の*が β の値)。

β が 0 よりも大きい場合、ランク落ちがないため 2 つ以上の固有ベクトルを得ることができる。実験の結果、 $\beta = 0.1$ の時、固有値の大きい方から

2つの固有ベクトルを用いることにより、真顔と疑似顔の識別誤り率をそれぞれ1.2%及び0.5%にすることができた。Tdata2とNdata2に対して実験を行うと真顔と疑似顔の識別誤り率はそれぞれ1.7%及び1.2%であった。これは、F比を用いた主成分分析法や正準判別分析法よりも良い値であった。表1に各手法の結果をまとめた。Tdata1, Ndata1で学習を行いTdata2, Ndata2でテストを行った結果である。

識別方法	次元	真顔	疑似顔	総合
正準判別分析	1	11.1%	16.3%	14.2%
主成分分析	18	4.3%	2.4%	3.2%
F比を利用	9	2.0%	1.8%	1.9%
FKL法	2	1.7%	1.2%	1.4%

表1: 各手法の比較。Tdata2, Ndata2でテストした結果。

6 おわりに

固有顔空間を用いて、複雑な背景から顔の候補を検出し、候補から真の顔と背景の一部である疑似顔を精度良く識別する統計的手法を提案した。正準判別分析法, F比を用いた主成分分析法, FKL法を用いて実験を行い, FKL法で低い識別空間で高い識別率を達成できることを示し, 統計的手法を用いることで疑似顔を効率良く排除できることを実験により確認した。今後の課題は, 識別空間でのサンプル画像の分布を解析することである。

参考文献

[1] 塚本明利, 李七雨, 辻三郎. 合成テンプレートを用いた顔の探索と追跡. In *9th Symposium on Human Interface*, pp. 103-110, October 1993.

[2] 小杉信. 個人識別のための多重ピラミッドを用いたシーン中の顔の探索. *信学論D-II*, Vol. J77-D-II, No. 4, pp. 672-681, April 1994.

[3] Ying Dai and Yasuaki Nakano. FACE-TEXTURE MODEL BASED ON SGLD AND ITS APPLICATION IN FACE DE-

TECTION IN A COLOR. *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 6, pp. 1007-1017, 1996.

[4] Guangzheng Yang and Thomas S. Huang. HUMAN FACE DETECTION IN A COMPLEX BACKGROUND. *Pattern Recognition*, Vol. 27, No. 1, pp. 53-63, 1994.

[5] K. Sung and T. Possio. Example-based Learning for View-based Human Face Detection. In *Proceedings from Image Understanding Workshop*, pp. 843-850, November 1994.

[6] Matthew Turk and Alex Pentland. Eigen faces for Recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 8, pp. 71-86, March 1991.

[7] H. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade. Neural Network-Based Face Detection. In *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 203-208, August 1996.

[8] 金出武雄, 佐藤真一. Informedia:CMU デジタルビデオライブラリープロジェクト. *情報処理学会誌*, Vol. 37, No. 9, pp. 841-847, September 1996.

[9] Takeo Kanade. Picture processing by computer complex and recognition of human faces. In *Technical Report, Kyoto Univ., Dept. of Information Science*, 1973.

[10] Keinosuke Fukunaga. *Introduction to Statistical Pattern Recognition, Second Edition*. Academic Press, 1990.

[11] 浜本義彦. パターン認識理論の最近の動向. *信学誌*, Vol. 77, No. 8, pp. 853-864, August 1994.

[12] 吉村ミツ, 木村文隆, 吉村巧. わく内自由手書き片仮名の筆者識別法の比較. *信学論D*, Vol. 63-D, No. 10, pp. 819-826, October 1980.

[13] 若林哲史, 鶴岡信治, 木村文隆, 三宅康二. 少クラス分類問題における特徴選択に関する考察. *信学論D-II*, Vol. J80-D-II, No. 1, pp. 73-80, January 1997.