

画像処理 (8)

人物画像処理—顔画像処理

顔画像処理の手順

顔の認識(基本)

応用

1. 顔領域の検出

デジカメ, 顔追跡, 顔姿勢



2. 顔の造作の検出

視線, 表情



3. 顔の識別

セキュリティ, 認証

顔画像認識の歴史

■ Computer analysis and classification of photographs of human faces

■ T Sakai, M Nagao, T Kanade - 1972

■ 手順

1. エッジ抽出
2. 造作検出
3. 造作配置・大きさ
4. 識別ルール

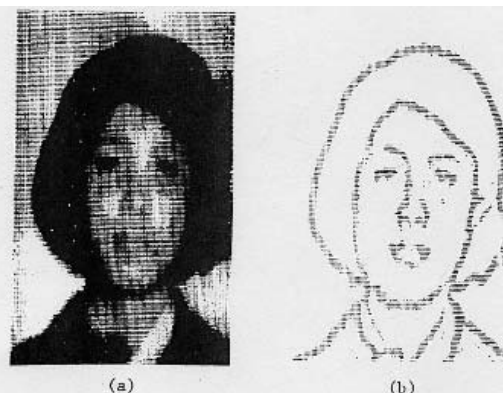
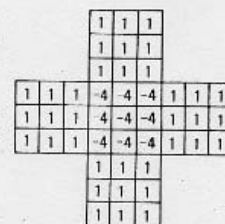


Fig. 4. (a) Printout of a digitized gray-level picture.

(b) Binary picture that represents the contour portions.

(c) The 9 x 9 Laplacian operator used for line extraction.



(c)

A fundamental, useful technique of picture processing used throughout the program is an "integral projection". As shown in Fig. 7, a slit of proper width and length is placed in a picture. A histogram is obtained along the length of the slit by counting the number of elements "*" in the direction of the width. This will be called an integral projection (curve) of the slit. If the slit is applied within a suitable area with the proper direction and width, the integral projection tells reliably the position of a component in the picture even in the presence of noise.

Now, the analysis steps will be described.

1) Top of Head

A horizontal slit is moved down from the top of the picture. The first position with sufficient output is presumed as the head top H. This position is used only for setting the starting point of slit application in the next step and therefore it need not be so precisely determined.

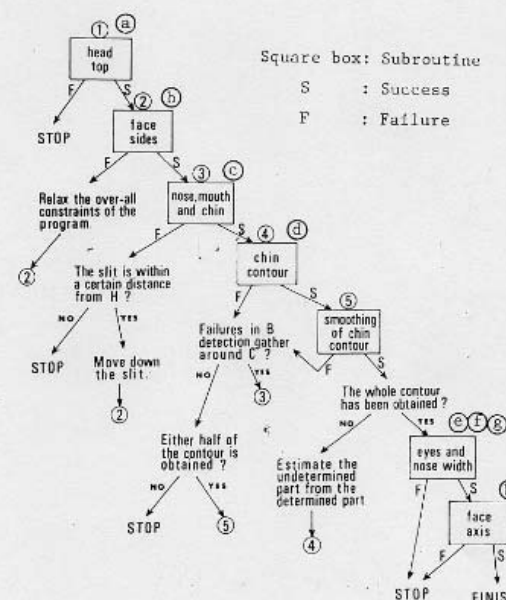
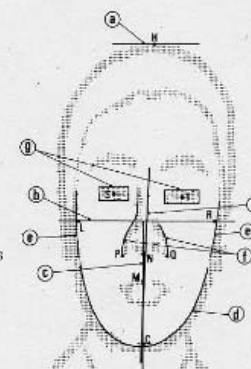


Fig. 5. Logical connection of subroutines

Fig. 6. Typical order of the analysis steps:

- (a) top of head
- (b) cheeks and sides of face
- (c) nose, mouth, and chin
- (d) chin contour
- (e) face-side lines
- (f) nose lines
- (g) eyes
- (h) face axis

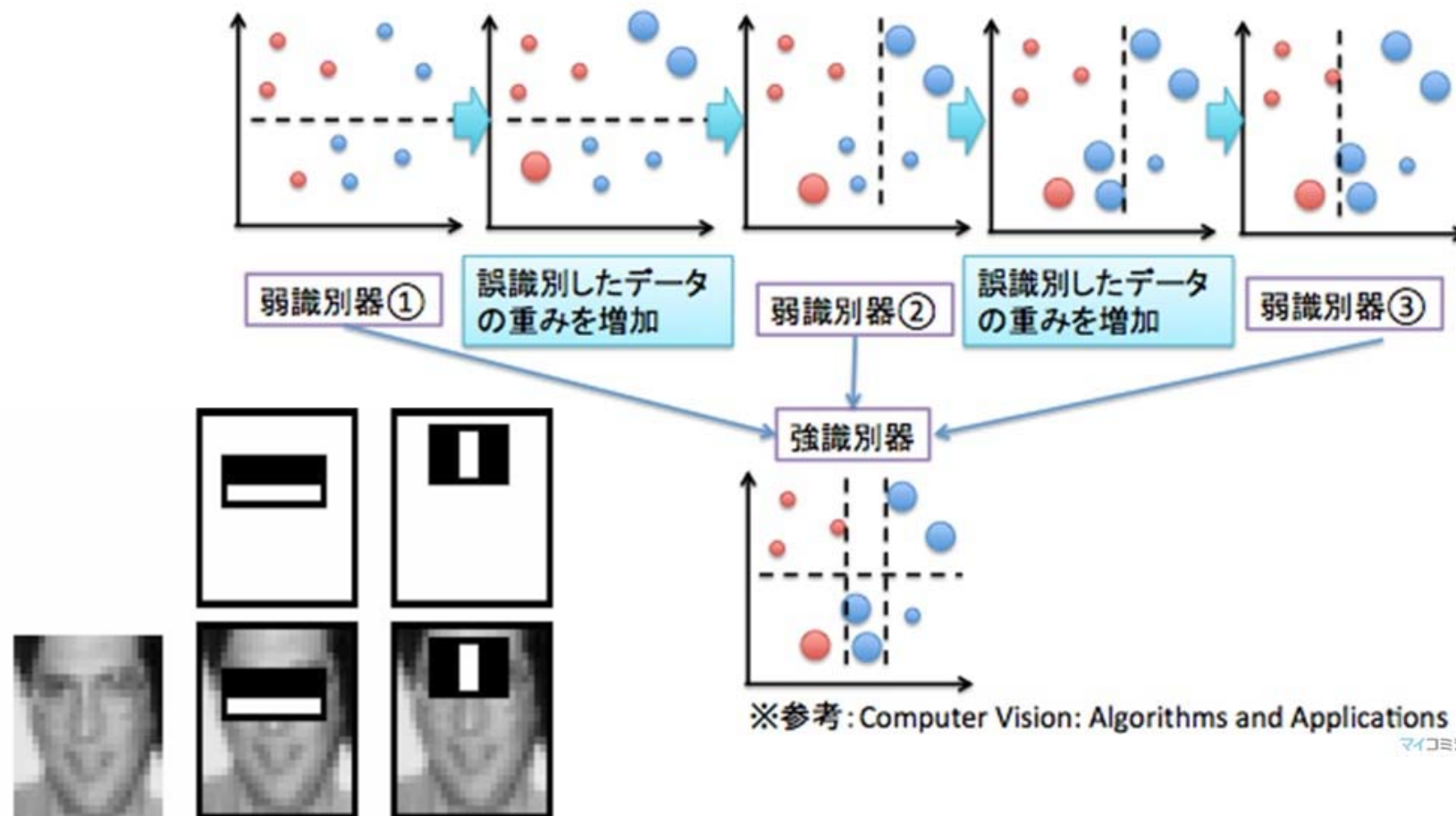
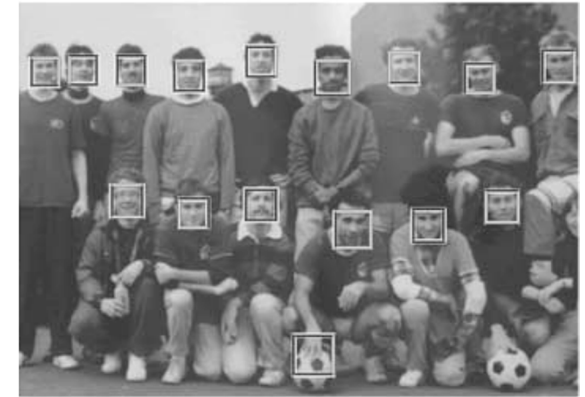


顔処理の分類

- 顔特徴(造作)の抽出とマッチング
 - 目元, 口, 鼻腔, 顎間の距離と角度 (Kanade 1972)
 - グラフマッチング (Wiskott 1997)
 - 統計的形状モデル (Active Appearance Model (AAM) 法 (Cootesら2001))
- 顔全体処理 (holistic法)
 - 主成分分析法 (Eigenface法)
 - (Kirby & Sirovich 1990; Turk & Pentland 1991)
 - 識別関数法 (Fisherface法)
 - Haar-like特徴 + Adaboost法 (Viola & Jones 2001)
 - 3次元形状データ

1. 顔領域の検出

- Haar-like特徴 + Adaboost識別器
 - Viola & Jones(2001)



アルゴリズム

- 窓を全画面について移動して走査
 - 各ステップで窓内が顔かどうか判定
 - 判定方法
 - パターンマッチング法 (SSDA法、相関係数など)
 - パターン認識法 (Haar+Adaboost、HOG+SVM)
- 走査終了
 - 顔候補領域を出力

2. 顔の造作（特徴）抽出

顔の特徴を用いた処理

- 顔の各特徴の形状や配置による個人認証
 - (例)目・鼻・口などの顔を構成する部品の形状やそれらの配置の個人差に着目した人物認識
-

特徴点抽出法(例)

顔画像(輝度成分)



4方向面エッジ特徴



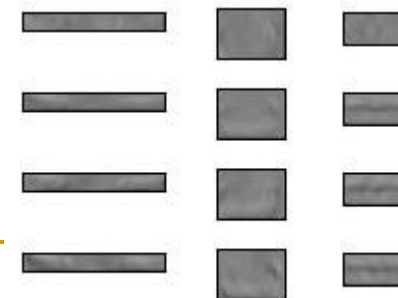
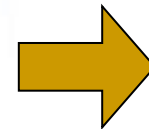
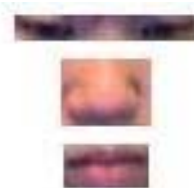
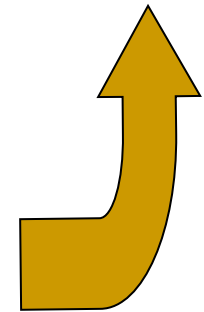
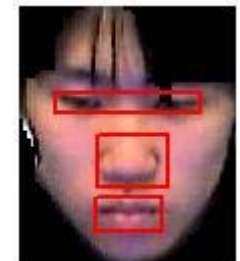
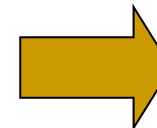
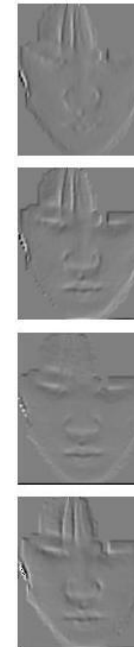
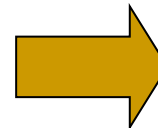
テンプレート画像作成



テンプレートマッチング



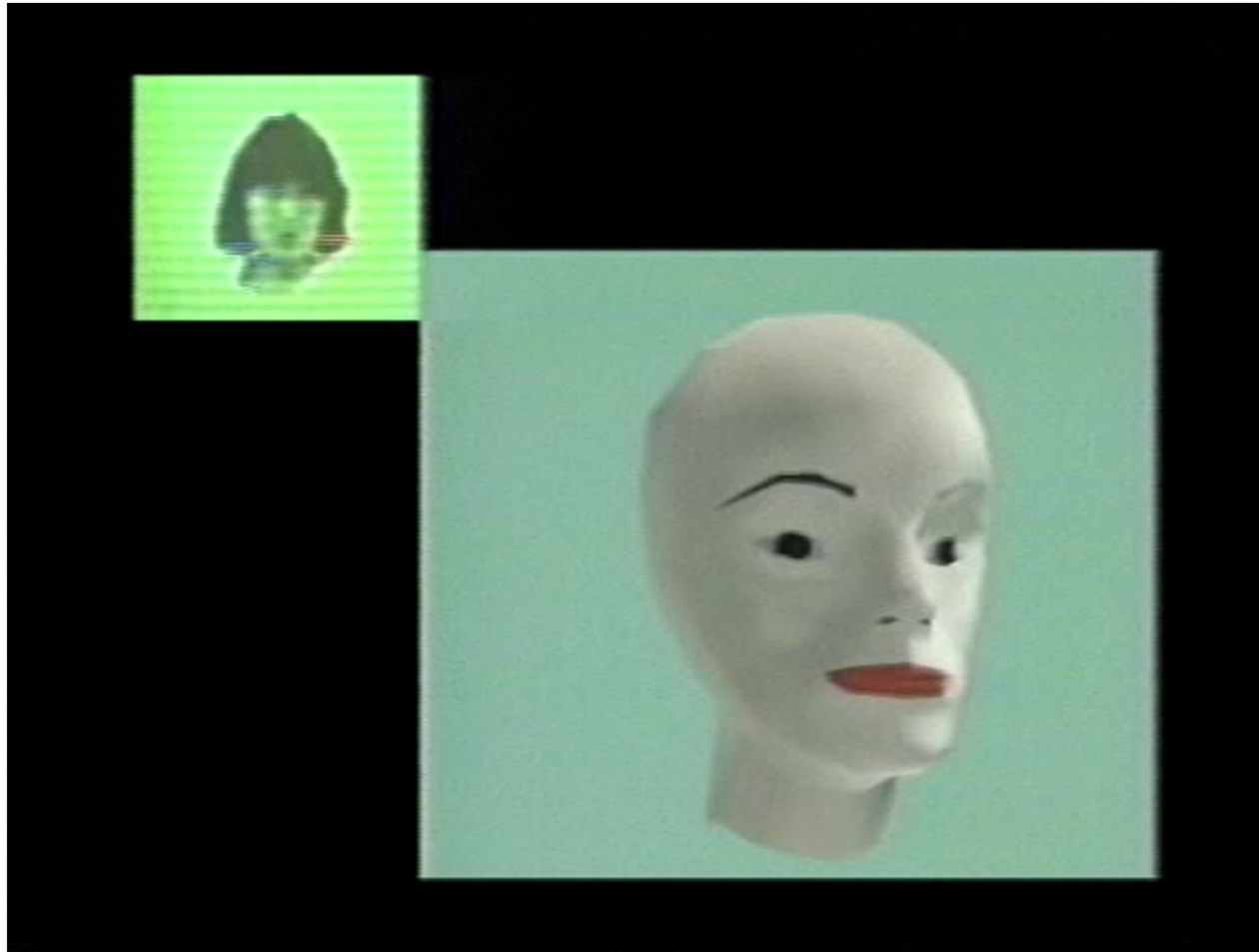
特徴点決定



顔の特徴を用いた処理の実用例

- 目領域を決定 網膜認証
 - 視線検出
 - 顔向き推定
-

Headreader (NTT 1992)





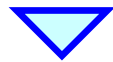
3. 顔の識別

固有顔

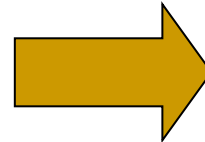
固有値法による顔のマッチング

- 固有顔(*eigen face*)による個人識別
- 顔画像そのものをパターンとして 使用

パターン間のマッチングに基づく方法では
次元数が膨大になってしまう



主成分分析による次元圧縮



固有空間法

UCSBにてMatthew Turk教授と



固有空間法による顔のマッチング



$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}} \quad \mathbf{x}_2 - \bar{\mathbf{x}} \quad \cdots \quad \mathbf{x}_N - \bar{\mathbf{x}}] = [L_1, L_2, \cdots, L_N]$$

$$\text{共分散行列 } Q = \frac{1}{N} \mathbf{X} \mathbf{X}^T$$

$$\text{固有方程式 } \lambda_i \mathbf{e}_i = Q \mathbf{e}_i$$

固有ベクトル : $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_N$

固有値 : $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$

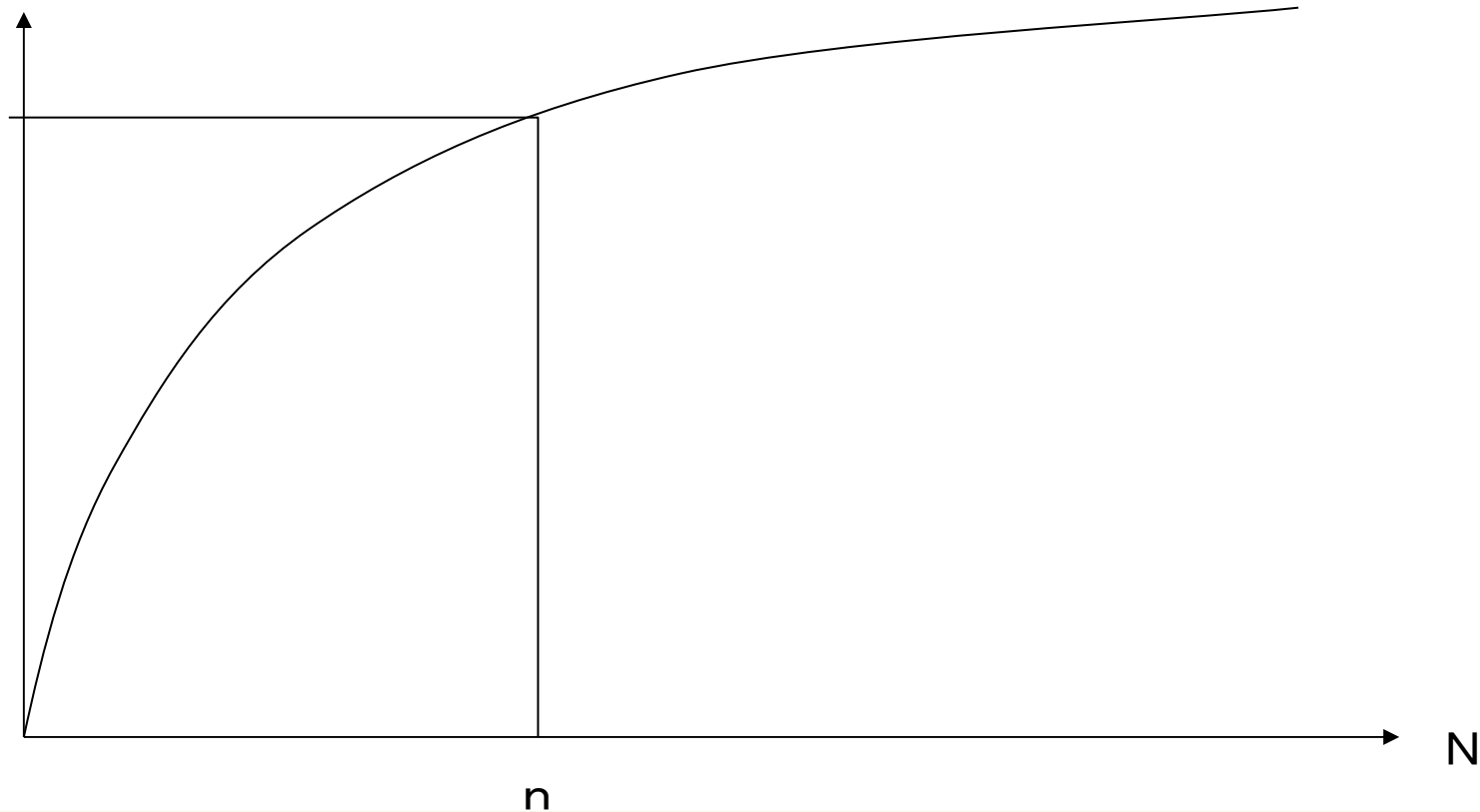


■ 固有顔の計算手順

- N 個の顔画像 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ から平均画像 $\bar{\mathbf{x}}$ を求める.
- 各画像と平均画像の差分画像から, 顔画像空間 \mathbf{X} を構成する $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 - \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}_2 - \bar{\mathbf{x}}, \dots, \mathbf{x}_N - \bar{\mathbf{x}}] = [L_1, L_2, \dots, L_N]$
- \mathbf{X} から共分散行列 \mathbf{Q} を計算する.
- \mathbf{Q} の固有方程式を解き, 固有ベクトルと固有値を求める. 固有ベクトル: $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_N$ 固有値: $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$
- 固有ベクトルのそれぞれが固有値に対応した固有顔である.
- 固有値の高い, 固有顔がサンプル画像をよく表現している.

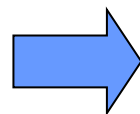
累積固有値（降順に固有値を並べたとき）

■ $\Sigma \lambda_N$



固有空間法による顔のマッチング

$$\text{固有方程式 } \lambda_i \mathbf{e}_i = \mathbf{Q} \mathbf{e}_i$$



固有ベクトル

- 得られた固有ベクトルの組を部分空間への変換行列 Φ とし, 入力画像 \mathbf{x} と学習画像 L_k を変換

$$\Phi = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n]$$

$$\mathbf{a} = \Phi^T \mathbf{x} = (a_1, a_2, \dots, a_n) : \text{特徴ベクトル}$$

- 変換後の入力画像の特徴ベクトル $\mathbf{a}_x = \Phi^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}')$, (\mathbf{x}' は平均画像) と
変換後の各学習画像の特徴ベクトル $\mathbf{a}_{L_k} = \Phi^T L_k$
($k=1, \dots, N$) との内積が最大となる k を選択

固有空間法による顔のマッチング

$$\text{固有方程式 } \lambda_i \mathbf{e}_i = Q \mathbf{e}_i$$

固有ベクトルの全部を使わないでも、 n 個($n < N$)の累積固有値が高くなれば元の空間はかなり忠実に再現できる。

$$n < N \ll M \times L$$

- 得られた固有ベクトルの組を部分空間とし、入力画像 \mathbf{x} と学習画像 L_k を変換

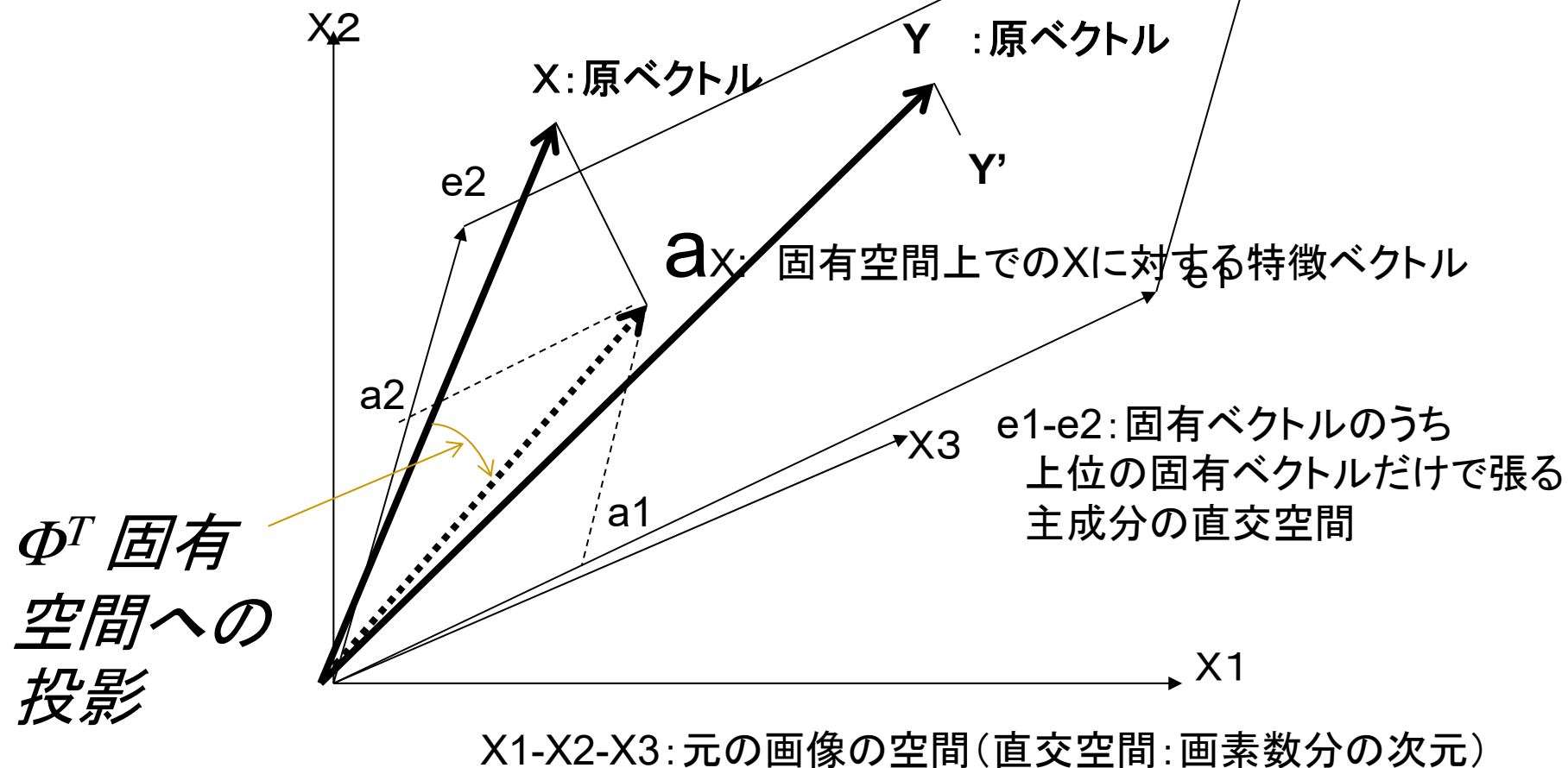
$$\Phi = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n]$$

$$\mathbf{a} = \Phi^T \mathbf{x} = (a_1, a_2, \dots, a_n) : \text{特徴ベクトル}$$

\mathbf{x} の Φ による射影変換で、画像 \mathbf{x} ($M \times L$ 次元)は、 n 次元の特徴ベクトル(n 個の固有ベクトルの線形和の重み)で表現できる。

- 変換後の入力画像 \mathbf{x} の特徴ベクトル $\mathbf{a}_x = \Phi^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}')$ (\mathbf{x}' は平均画像)と
変換後の各学習画像の特徴ベクトル $\mathbf{a}_{L_k} = \Phi^T L_k$
($k=1, \dots, N$)との内積が最大となる k を選択

固有空間でのパターン特徴の表現

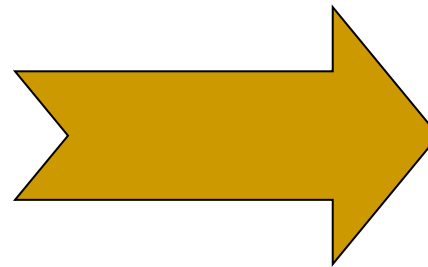


$\{X_N\}$ {en}: 直交空間に対するある超平面 (次元がNからnに圧縮)

固有顔の作成例



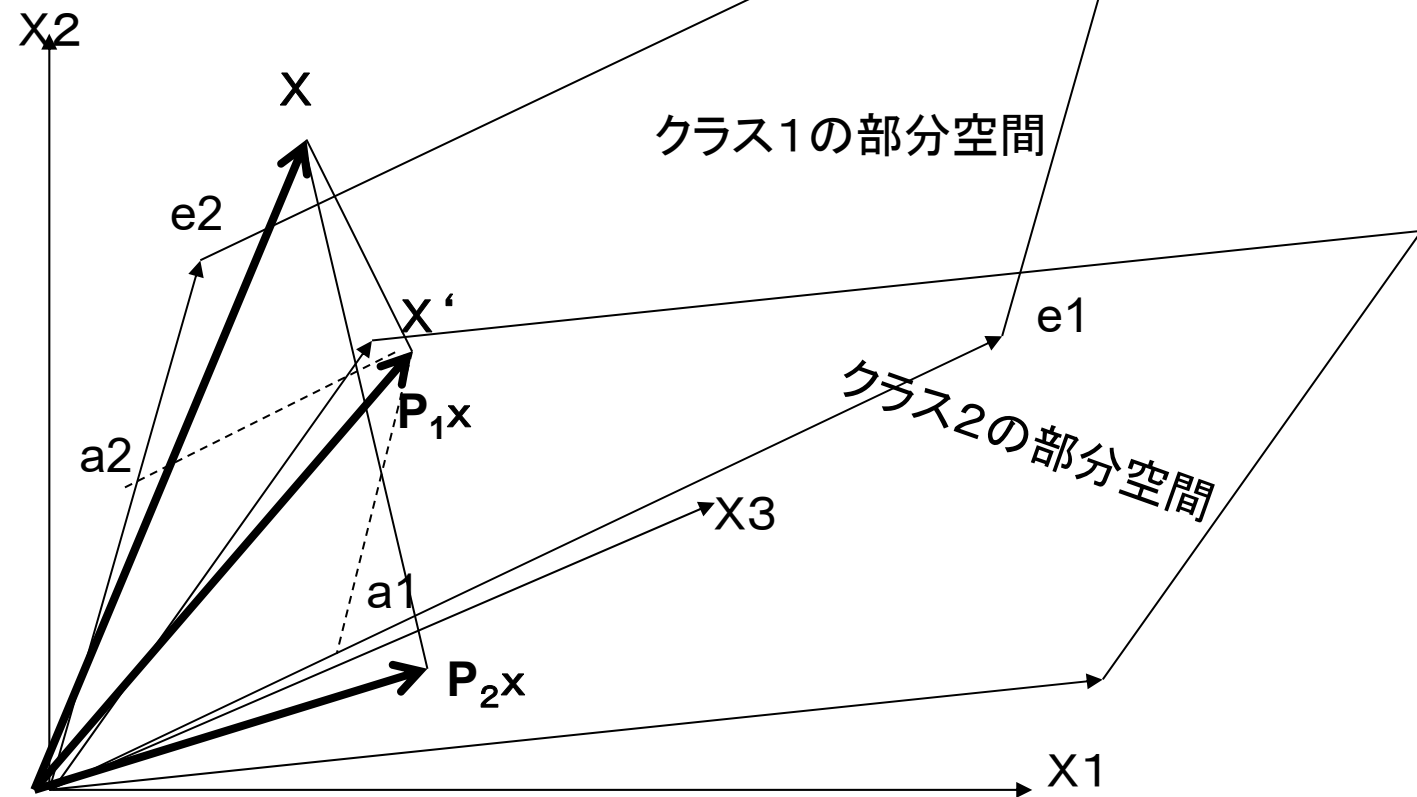
10枚の顔画像から
固有顔を作成



部分空間法

- パターン分類をするときにクラスごとに部分空間 $\{S_i\}$ をはり, あるパターン x に対し部分空間 S_i における写像 Px ($P = \Phi\Phi^T$) のノルムがもっとも大きくなる部分空間のクラス ω_i に分類する方法

固有空間でのパターン特徴の表現



固有値法（部分空間法）の実用例

- 個人認証
- 顔方向認識
- 文字認識
- 物体識別・姿勢推定

特徴抽出法と固有値法の比較

特徴抽出法

固有値法

長所

- ・3次元位置取得等による精度保証
- ・比較的照明変動に強い

- ・画素数の影響小
- ・処理時間

短所

- ・オクルージョン
- ・画素数が少ないときの特徴抽出

- ・照明変動, 部分変動の影響大
- ・適切な学習パターンの取得の手間

固有値法 vs 部分空間法

- 各クラスがそれぞれ異なる分布をしているときに部分空間法が有効と言われている
- 例
 - 表情付きの個人顔