# Reconocimiento de caras Lección 11.3

#### Dr. Pablo Alvarado Moya

MP6127 Visión por Computadora Programa de Maestría en Electrónica Énfasis en Procesamiento Digital de Señales Escuela de Ingeniería Electrónica Tecnológico de Costa Rica

L Cuatrimestre 2013



## Contenido

Introducción

2 Eigenfaces



#### Biometría

- Visión por computador tiene gama de aplicaciones biométricas
  - Reconocimiento de huellas dactilares
  - Reconocimiento de patron de iris
  - Reconocimiento de patrón de venas
  - Reconocimiento de "paso" (gait)
  - Reconocimiento de caras

#### Reconocimiento de caras

- Reconocimiento de caras sigue siendo área activa de investigación
- Avances ya permiten su incorporación en productos comerciales (facebook, Picasa, Android, ...)
- Se usa en
  - Interacción Humano-Máquina
  - Verificación de identidad
  - Clave de ingreso
  - Monitorización médica
- Se imponen restricciones de escena (iluminación, pose) para alcanzar buenos resultados

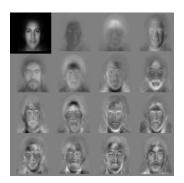


# Eigenfaces



# Eigenfaces

- Reducción de dimensiones con ACP
- Considera cada imagen como vector
- Por ejemplo:  $20 \times 20 \rightarrow 400$  dimensiones



MediaLab, MIT

## Síntesis y análisis

• La cara  $\tilde{\mathbf{x}}$  se sintetiza con

$$\tilde{\mathbf{x}} = \underline{\mu} + \sum_{i=0}^{M-1} a_i \underline{\mathbf{u}}_i = \underline{\mu} + \mathbf{U}\underline{\mathbf{a}}$$

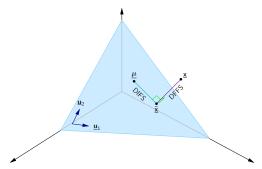
- Subespacio M-dimensional engendrado por <u>u</u><sub>i</sub> (espacio de caras o face space)
- Vectores  $\underline{\mathbf{u}}_i$ : Eigenvectores de matriz de covarianza  $\Sigma$

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (\underline{\mathbf{x}}_j - \underline{\boldsymbol{\mu}}) (\underline{\mathbf{x}}_j - \underline{\boldsymbol{\mu}})^T$$

• Por ortonormalidad del conjunto de eigenvectores se cumple:

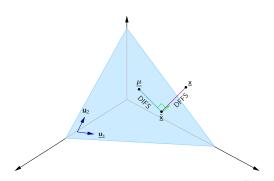
$$a_i = (\underline{\mathbf{x}} - \underline{\mu}) \cdot \underline{\mathbf{u_i}}$$
  $\underline{\mathbf{a}} = \mathbf{U}^T (\underline{\mathbf{x}} - \underline{\mu})$ 

- Truncamiento en la aproximación
- Distancia en el espacio característico (DIFS, Distance IN Feature Space)
- Distancia al espacio característico (DFFS, Distance FROM Feature Space)



$$DIFS = \|\underline{\tilde{\mathbf{x}}} - \underline{\boldsymbol{\mu}}\| = \sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} a_i^2}$$

$$DFFS = \|\underline{\tilde{\mathbf{x}}} - \underline{\mathbf{x}}\|$$



- Se requieren uno o varios prototipos para cada persona
- Resultado es identificador de prototipo más cercano a patrón de entrada
- Necesario definir distancia entre caras.



Distancia simple

$$DIFS(\underline{\mathbf{x}},\underline{\mathbf{y}}) = \|\underline{\tilde{\mathbf{x}}} - \underline{\tilde{\mathbf{y}}}\| = \sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} (a_i - b_i)^2}$$

$$con b_i = (\underline{\mathbf{y}} - \underline{\boldsymbol{\mu}}) \cdot \underline{\mathbf{u}}_i$$

• Esta distancia ignora forma de distribución gaussiana



P. Alvarado

Preferible usar distancia de Mahalanobis:

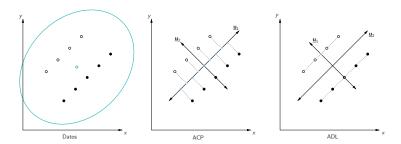
$$\mathit{DIFS'}(\underline{\mathbf{x}},\underline{\mathbf{y}}) = \|\underline{\tilde{\mathbf{x}}} - \underline{\tilde{\mathbf{y}}}\|_{\Sigma} = \sqrt{\sum_{i=0}^{M-1} \frac{(a_i - b_i)^2}{\lambda_i^2}}$$

- Puesto que  $a_i = (\underline{\mathbf{x}} \underline{\mu}) \cdot \underline{\mathbf{u_i}}$  entonces puede precalcularse  $\underline{\mathbf{u_i}}' = \underline{\mathbf{u_i}}/\lambda_i$
- A ese proceso se le denomina "emblanquecimiento" (whitening)



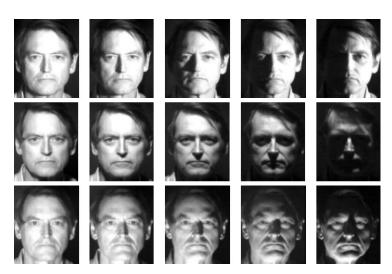
## Discriminantes de Fischer

- Proceso basado en ACP no necesariamente favorece al reconocimiento
- Otros autores proponen el uso de Discriminantes de Fischer (también análisis de discriminantes lineales)



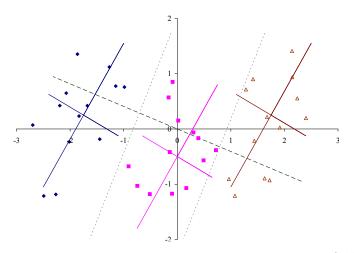


## Varianza intra-clase



Belhumeur, Hespanha y Kriegman, 1997

## Análisis de discriminantes lineales con caras



Szeliski, 2011



• La matriz de dispersión intra-clase es

$$\mathbf{S}_W = \sum_{k=0}^{K-1} \mathbf{S}_k = \sum_{k=0}^{K-1} \sum_{i \in C_k} (\underline{\mathbf{x}}_i - \underline{\boldsymbol{\mu}}_k) (\underline{\mathbf{x}}_i - \underline{\boldsymbol{\mu}}_k)^T$$

con

- $C_k$  el conjunto de patrones de la clase k,
- $oldsymbol{eta}_{
  u}$  la media de dichos patrones
- $\mathbf{\overline{S}}_{k}^{\kappa}$  la matriz de dispersión de esa clase y
- K el número de clases
- Matriz de covarianza y de dispersión difieren en factor  $N_k$



• Matriz de dispersión inter-clase es

$$\mathbf{S}_B = \sum_{k=0}^{K-1} N_k (\underline{\mu}_k - \underline{\mu}) (\underline{\mu}_k - \underline{\mu})^T$$

con  $N_k$  el número de elementos de la clase k y  $\underline{\mu}$  la media total



### Dirección discriminante

 La dirección que maximiza la dispersión inter-clase y minimiza la dispersión intra-clase es

$$\underline{\mathbf{u}}^* = \arg \max_{\underline{\mathbf{u}}} \frac{\underline{\mathbf{u}}^T \mathbf{S}_B \underline{\mathbf{u}}}{\underline{\mathbf{u}}^T \mathbf{S}_W \underline{\mathbf{u}}}$$

La solución cumple

$$\mathbf{S}_{B}\underline{\mathbf{u}} = \lambda \mathbf{S}_{W}\underline{\mathbf{u}} \qquad \Rightarrow \qquad \mathbf{S}_{W}^{-1}\mathbf{S}_{B}\underline{\mathbf{u}} = \lambda \underline{\mathbf{u}}$$

- En reconocimiento se usa dirección  $\underline{\mathbf{u}}^*$  para decisión con mayor  $\lambda$
- Más discriminantes ortogonales se obtienen con los otros eigenvectores
- El rango de las matrices es deficiente, así que la reducción es limitada



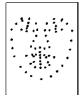
# Modelos Activos de Apariencia



# Modelos Activos de Apariencia

- Propuesta de Cootes, Edwards y Taylor, 2001 (Active Appearance Models, AAM)
- Método "combina" los MAF con Eigenfaces







Cootes, Edwards y Taylor, 2001

 Análisis de textura se normaliza a forma canónica antes de análisis

#### Modelos lineales

En MAA textura y forma siguen modelos lineales:

$$\underline{\mathbf{s}} = \underline{\mu}_s + \mathbf{U}_s \underline{\mathbf{a}}$$

$$\underline{\mathbf{t}} = \underline{\mu}_t + \mathbf{U}_t \underline{\mathbf{a}}$$

con  $\mathbf{U}_s$  y  $\mathbf{U}_t$  la matriz de eigenvectores enblanquecidos

- Al igual que en MAF, <u>s</u> se alinea a una posición y rotación canónica (análisis de Procrusto)
- La textura se normaliza con offset y escala para atenuar efectos de iluminación
- Mayor dificultad es ajustar modelo a imagen (decenas de propuestas)
- Reconocimiento se realiza usando <u>a</u> como descriptor



## **Enlaces**

- Face Recognition Web Site
- Lección de Prof. Mubarak Shah

### Resumen

Introducción

2 Eigenfaces



Este documento ha sido elaborado con software libre incluyendo LATEX, Beamer, GNUPlot, GNU/Octave, XFig, Inkscape, LTI-Lib-2, GNU-Make, Kazam, Xournal y Subversion en GNU/Linux



Este trabajo se encuentra bajo una Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-Licenciarlgual 3.0 Unported. Para ver una copia de esta Licencia, visite http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/ o envíe una carta a Creative Commons, 444 Castro Street, Suite 900, Mountain View, California, 94041, USA.

© 2013 Pablo Alvarado-Moya Escuela de Ingeniería Electrónica Instituto Tecnológico de Costa Rica