



Face Recognition

Docente: Michele Nappi

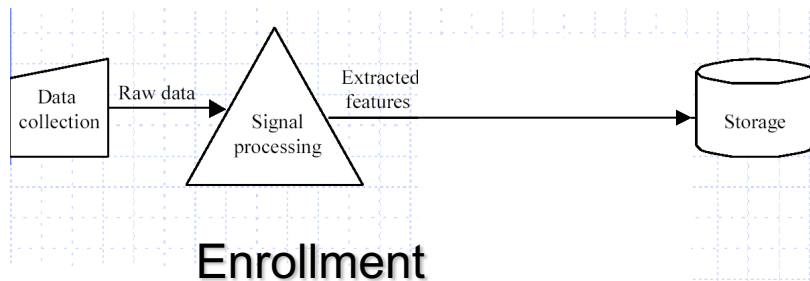
mnappi@unisa.it

biplab.unisa.it

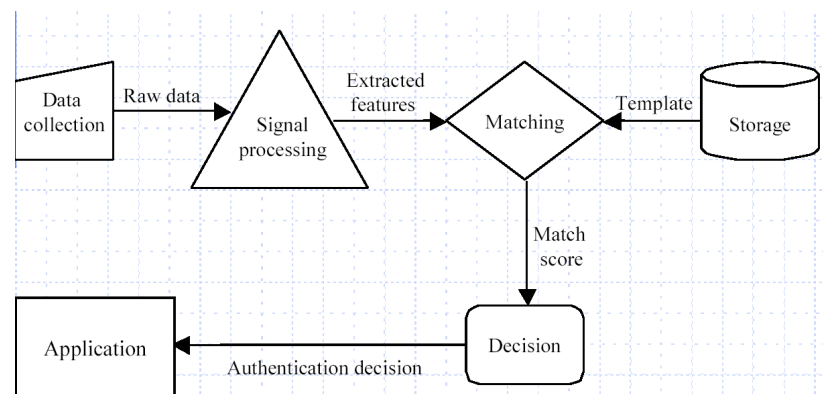
089-963334

Struttura di un Riconoscitore Facciale (1)

- Si associa un **insieme di caratteristiche** all'identità di un soggetto
 - Raccolta dei dati ed **estrazione delle caratteristiche**
- Il modello estratto (**template**) è memorizzato in un database o su un supporto portatile (smart card)
- Questo processo può essere effettuato singolarmente o in blocco (**batch enrollment**)



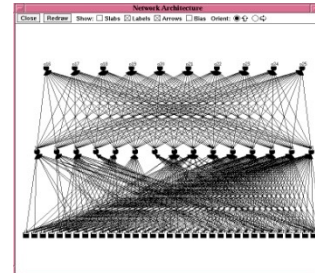
- Si estrae il **template** dal volto del soggetto che richiede di essere autenticato
 - Raccolta dei dati ed **estrazione delle caratteristiche**
- Il modello estratto (**template**) è cercato all'interno di in un database o su un supporto portatile (smart card)
- Un criterio di matching stabilisce se il soggetto deve essere autorizzato o no.



Sistemi esistenti in Letteratura

Image Based

- ICA
- Neural Networks
- Eigenfaces

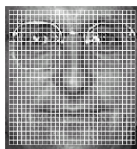


3D

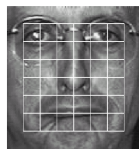
- 3D Morphable Models

Feature Based

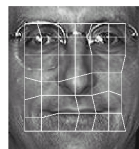
- Elastic Graph Matching



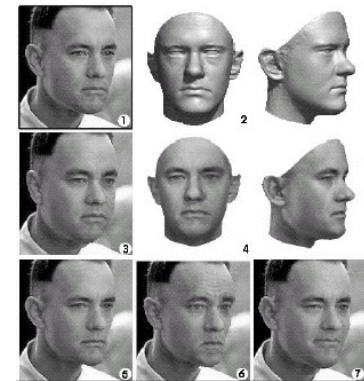
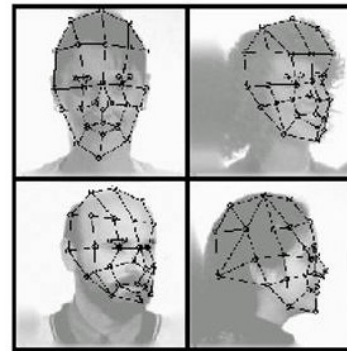
(a)



(b)

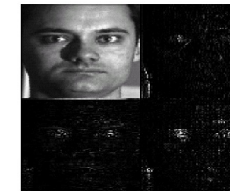
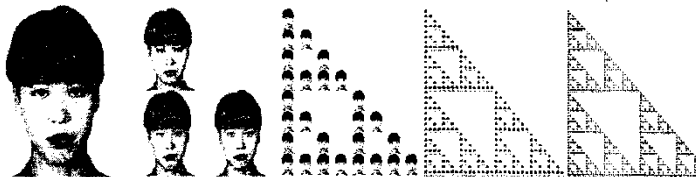


(c)



Hybrid

- Fractals
- Wavelets

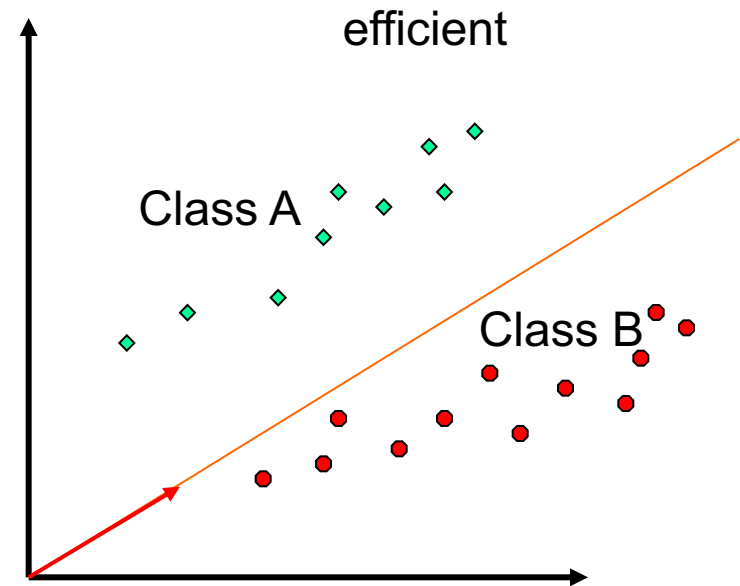
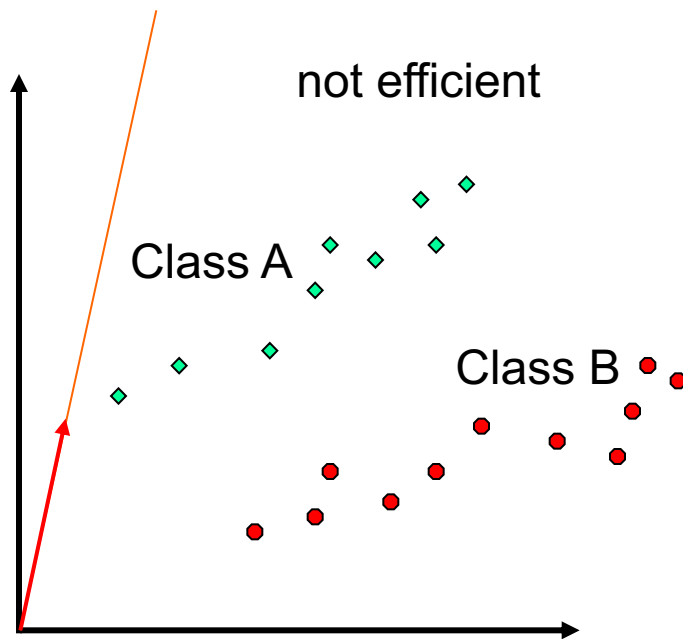


ICA e PCA

- Independent Component Analysis (ICA)
 - Vettori di base statisticamente indipendenti fra loro.
- PCA (Trasformata di Karhunen-Loève)
 - Vettori (le direzioni) in cui è massima la variazione (varianza) tra i vettori

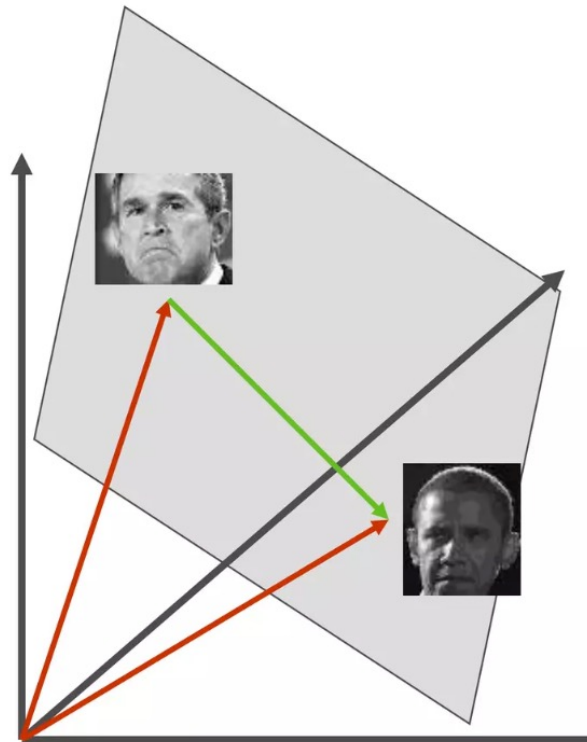
Eigenfaces

- PCA seeks directions that are efficient for representing the data



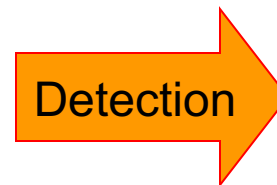
Eigenfaces

- PCA seeks directions that are efficient for representing the data



Eigenfaces, the algorithm

- Assumptions
 - Square images with Width = Height = N
 - M is the number of images in the database
 - P is the number of persons in the database



PCA: Il Metodo

1. «Training set» costituito da un insieme di immagini delle stesse dimensioni e normalizzate in maniera da evidenziare caratteristiche del volto, quali occhi e bocca.

2. Proiezione in un sottospazio, nel quale vengono messe in risalto le caratteristiche salienti di un volto. Tale riduzione dimensionale, infatti, permette di escludere l'informazione che non viene considerata rilevante e precisamente decompone la struttura di un volto in una combinazione di componenti ortogonali, scorrelate tra loro, dette eigenface.

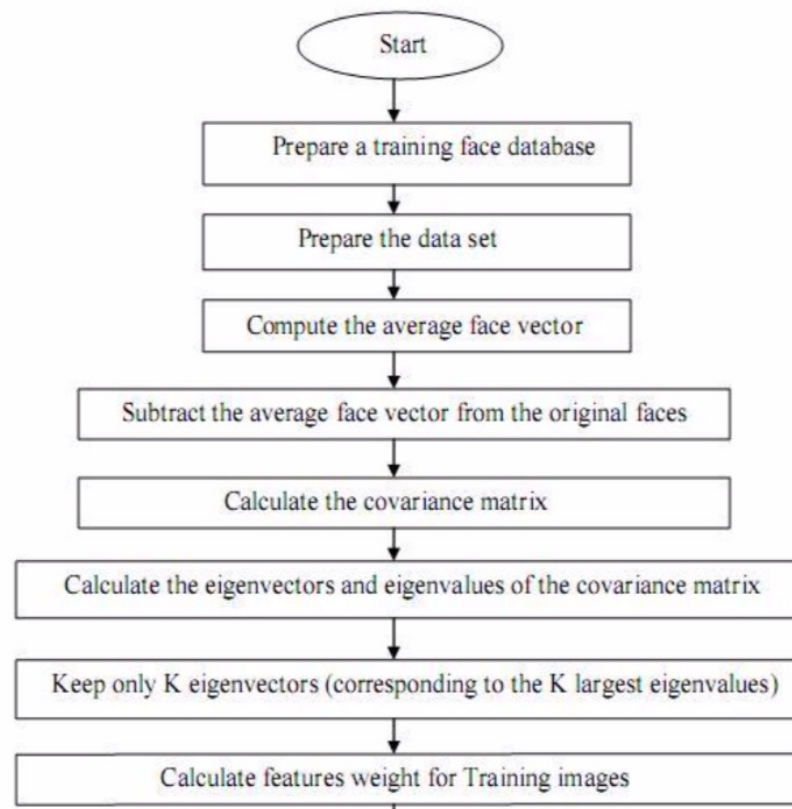
3. Ogni immagine di volto, può successivamente essere rappresentata come una somma pesata (vettore delle feature) di queste eigenfaces, raccolte in un vettore monodimensionale. Il confronto di un'immagine di volto con le altre presenti nel training set viene effettuato semplicemente valutando la distanza tra questi vettori di caratteristiche locali.

- Problems arise when performing recognition in a high-dimensional space (curse of dimensionality).
- Significant improvements can be achieved by first mapping the data into a *lower-dimensional sub-space*.

$$x = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_N \end{bmatrix} \longrightarrow \text{reduce dimensionality} \longrightarrow y = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_K \end{bmatrix} \quad (K \ll N)$$

Eigenfaces, the algorithm

- The goal of PCA is to reduce the dimensionality of the data while retaining as much information as possible in the original dataset.





Principal Component Analysis

- Lower dimensionality basis (PCA)
 - Approximate vectors by finding a basis in an appropriate lower dimensional space.

(1) Higher-dimensional space representation:

$$x = a_1 v_1 + a_2 v_2 + \cdots + a_N v_N$$

v_1, v_2, \dots, v_N is a basis of the N -dimensional space

(2) Lower-dimensional space representation:

$$\hat{x} = b_1 u_1 + b_2 u_2 + \cdots + b_K u_K$$

u_1, u_2, \dots, u_K is a basis of the K -dimensional space

- *Note:* if both bases have the same size ($N = K$), then $x = \hat{x}$



Principal Component Analysis (PCA)

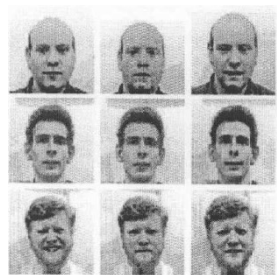
- Information loss
 - Dimensionality reduction implies information loss!
 - PCA preserves as much information as possible, that is, it minimizes the error:

$$||x - \hat{x}||$$

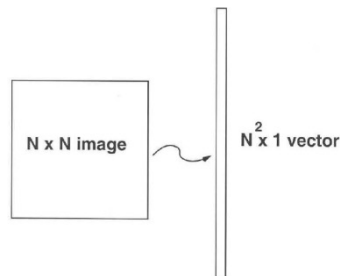
- How should we determine the best lower dimensional sub-space?

The best low-dimensional space can be determined by the "best" eigenvectors of the covariance matrix of x (i.e., the eigenvectors corresponding to the "largest" eigenvalues -- also called "principal components").

Eigenfaces – sistemi lineari



Immagini in Input



Linearizzazione

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$$

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

Media su tutte i volti A ciascun vettore togliamo la media




Risolvendo un particolare sistema lineare estraiamo un insieme di volti di riferimento.




Ciascun volto viene rappresentato come una combinazione dei volti di riferimento. I coefficienti utilizzati per la rappresentazione costituiscono il vettore di caratteristiche

Eigenfaces, the algorithm


- The database




$$= \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_{N^2} \end{pmatrix}$$




$$= \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{N^2} \end{pmatrix}$$




$$= \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_{N^2} \end{pmatrix}$$



$$= \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_{N^2} \end{pmatrix}$$




$$= \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{N^2} \end{pmatrix}$$



$$= \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{N^2} \end{pmatrix}$$



$$= \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_{N^2} \end{pmatrix}$$



$$= \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_{N^2} \end{pmatrix}$$

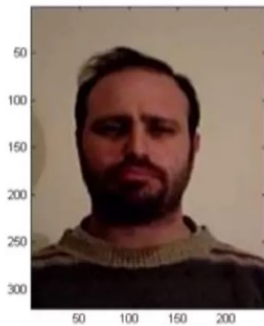
Eigenfaces, the algorithm

- We compute the average face

$$\vec{m} = \frac{1}{M} \begin{pmatrix} a_1 + b_1 + \dots + h_1 \\ a_2 + b_2 + \dots + h_2 \\ \vdots \\ a_{N^2} + b_{N^2} + \dots + h_{N^2} \end{pmatrix}, \quad \text{where } M = 8$$

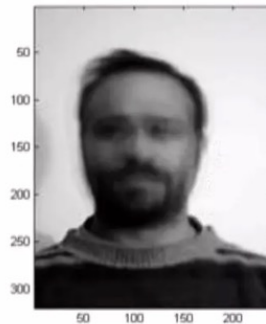


Eigenfaces, the algorithm



T_i

—



Ψ

=



Eigenfaces, the algorithm

- Now we build the matrix which is N^2 by M

$$A = [\vec{a}_m \ \vec{b}_m \ \vec{c}_m \ \vec{d}_m \ \vec{e}_m \ \vec{f}_m \ \vec{g}_m \ \vec{h}_m]$$

- The covariance matrix which is N^2 by N^2

$$Cov = AA^T$$

Gli autovettori corrispondenti possono essere trascurati e limitare la rappresentazione solo agli autovettori con gli autovalori più grandi.

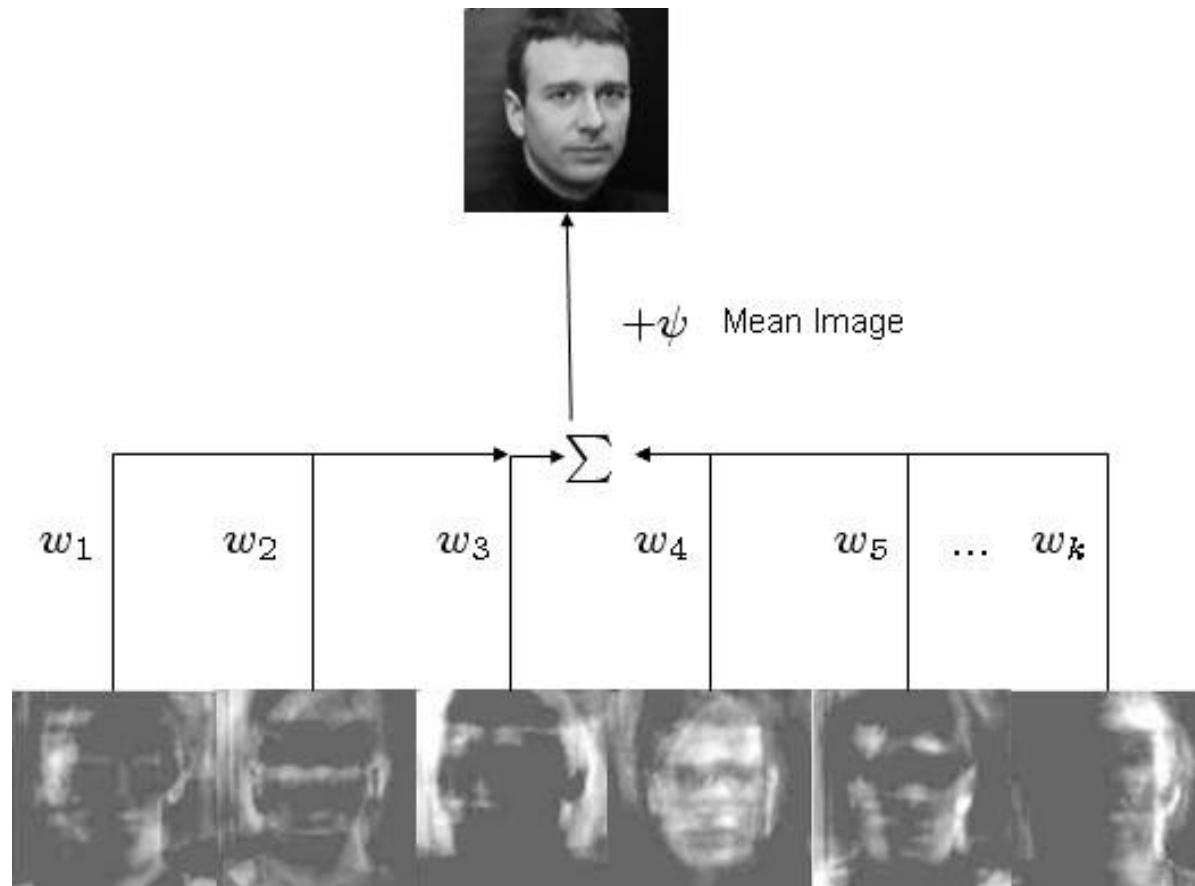
Matrice Varianze /Covarianze

	X1	X2
X1	Var(X1)	Cov(X1,X2)
X2	Cov(X2,X1)	Var(X2)

↑
Diagonale principale = Varianze

N.B. COVARIANZA STANDARDIZZATA = CORRELAZIONE

PCA and Eigenfaces



Example backprojection

PCA and Eigenfaces



Example training set

PCA and Eigenfaces



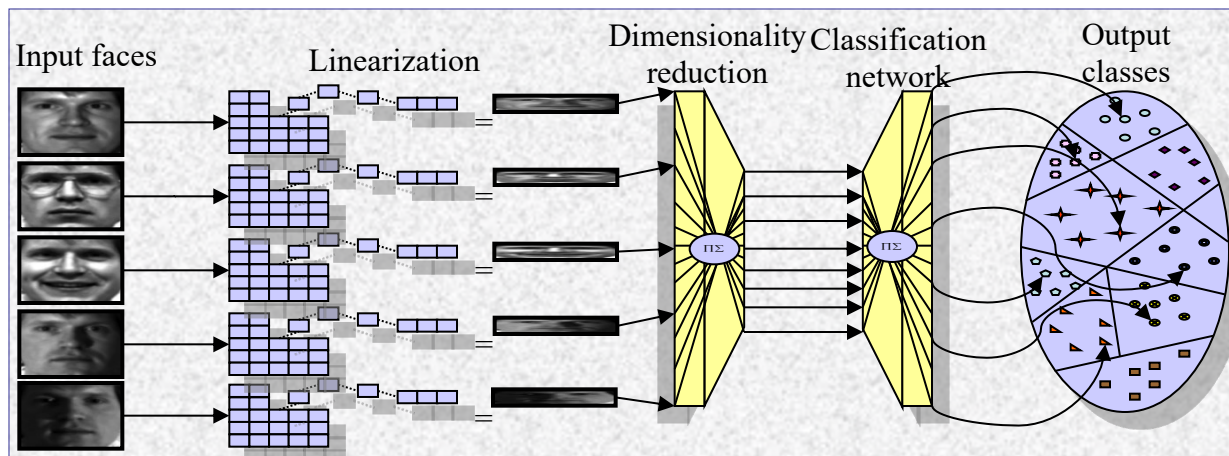
Eigenfaces from the training set

Vantaggi e Svantaggi

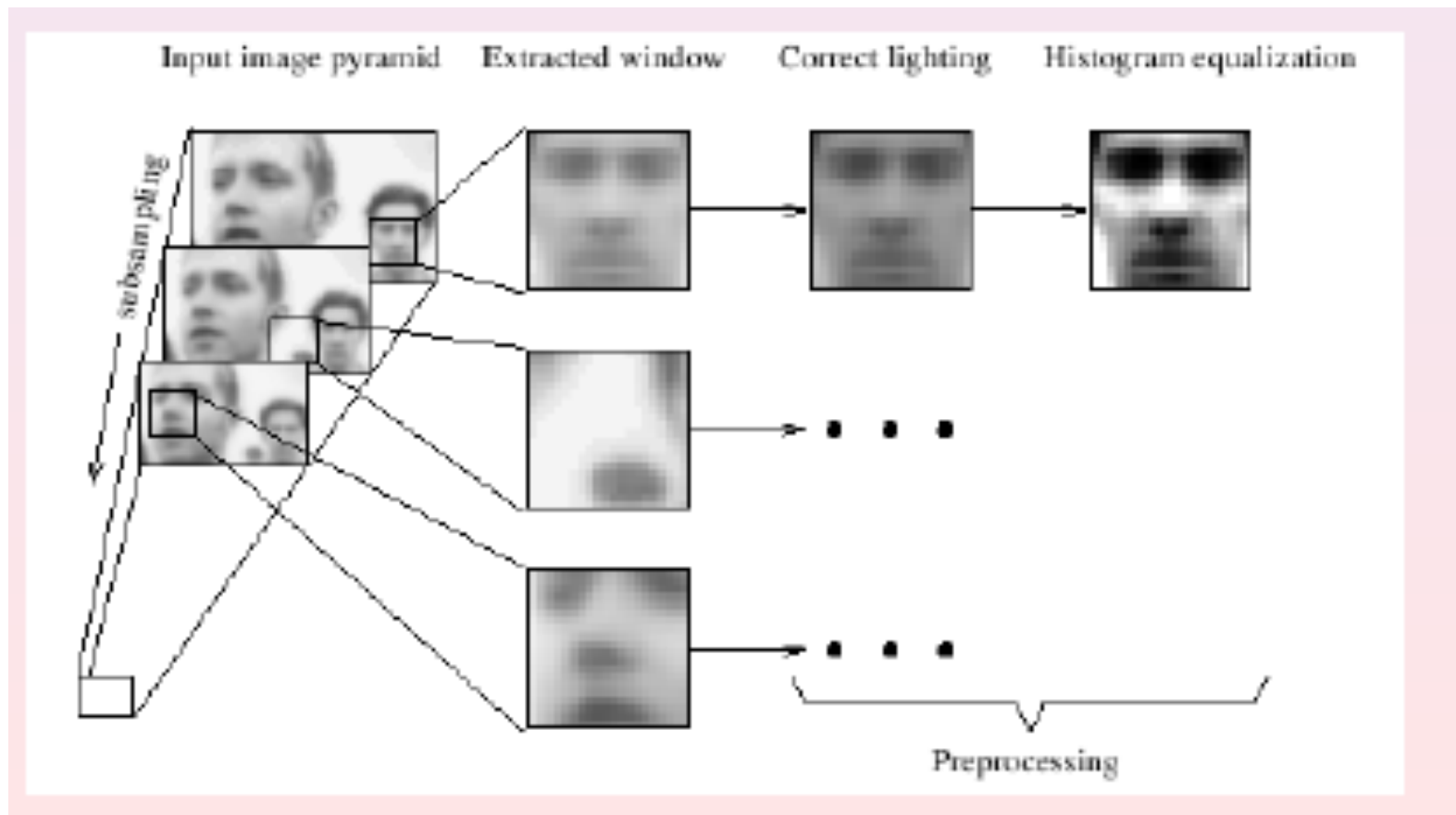
- La fase di identificazione è veloce.
- Se si conservano gli autovettori è possibile ricostruire l'informazione originaria.
- La fase di training è lenta.
- Se si aggiunge un numero consistente di nuovi soggetti è necessario il retraining del sistema.
- Elevata sensibilità a variazioni di illuminazione, posa, occlusioni, ...

Reti Neurali

- Una rete neurale simula il funzionamento dei neuroni nel cervello.
- Ciascun neurone è rappresentato da una funzione matematica basata sul calcolo delle probabilità.
- Per il riconoscimento dei volti, l'ottimo sarebbe utilizzare un neurone per ciascun pixel. Questo approccio richiede troppi neuroni.
- La soluzione consiste nell'utilizzare una rete di neuroni per « riassumere » l'immagine in un vettore più piccolo. Mentre una seconda rete effettua il riconoscimento vero e proprio.



Reti Neurali

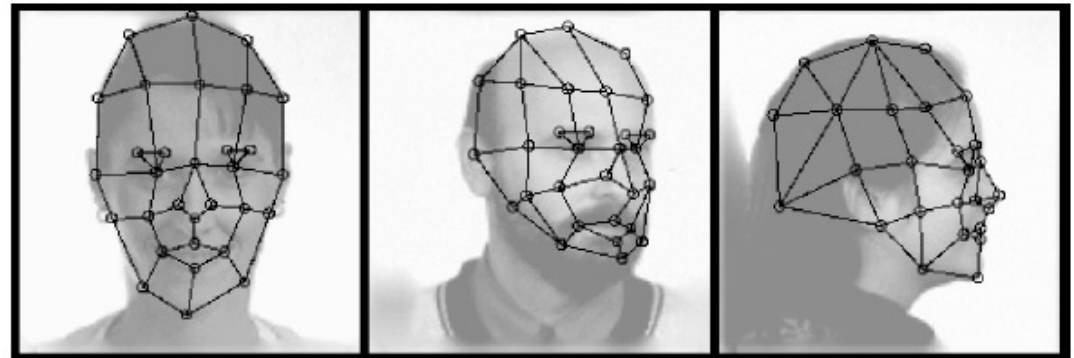
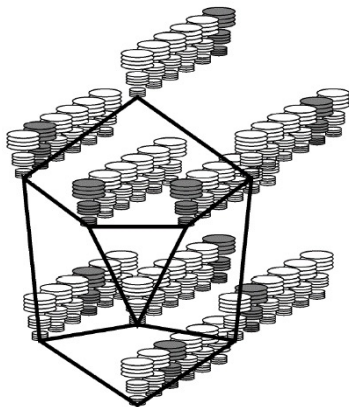


Vantaggi e Svantaggi

- Riducono l'ambiguità fra soggetti appartenenti a classi simili.
- Con opportuni accorgimenti sono robuste alle occlusioni
- Richiedono più di una immagine per il training
- Alcune reti sono soggette a problemi di:
 - **Overfitting**: la rete ha la stessa dimensione dell'input.
 - **Overtraining**: se le immagini sono grandi il metodo converge lentamente
 - **Database size**: quando il numero di soggetti cresce diventano inefficienti.

Sistemi basati su Grafi

- Attraverso filtri e funzioni di localizzazione vengono localizzati sul volto un insieme di punti di riferimento.
- Questi punti vengono collegati da archi pesati e si ottiene un grafo.
- Ad ogni volto è associato un grafo, per cui confrontare due volti significa confrontare due grafi.

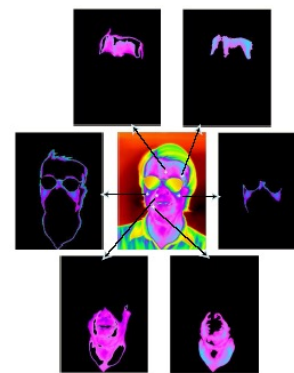


Vantaggi e Svantaggi

- Sono robusti rispetto alle variazioni di posa
- Sono robusti rispetto alle variazioni di illuminazione
- Non richiedono il retraining del sistema
- Il processo di testing è molto lento perché richiede il confronto fra grafi (NP-Hard).

Termogramma

- L'immagine del volto viene acquisita mediante un sensore termico.
- Il sensore rileva le variazioni di temperatura dell'epidermide del volto.
- L'immagine viene segmentata e indicizzata.



(a)



(b)

Vantaggi e Svantaggi

- Sono robusti rispetto alle variazioni di illuminazione
- Sono robusti rispetto alle variazioni di tempo
- Sono efficienti anche in caso di ambienti esterni
- Richiedono dispositivi di acquisizione costosi
- I dispositivi di acquisizione sono troppo sensibili ai movimenti del soggetto e offrono limitate risoluzioni
- Dipendono dallo stato emotivo del soggetto
- La presenza di un vetro fra il soggetto e il dispositivo rende inefficace l'acquisizione.

Volto (cont.)

Vantaggi:

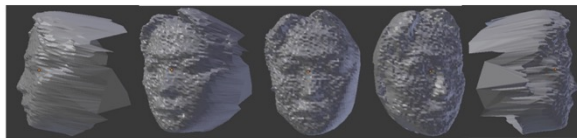
- Universalità
- Efficienza
 - Memoria della chiave di ricerca: 84 bytes – 2k
 - Tempo di ricerca
- Efficacia
 - Verifica
- Misurabilità
- Accettabilità
- Acquisizione
 - Costo dei dispositivi
 - Attiva e Passiva

Svantaggi:

- Unicità
 - Sosia
- Efficacia
 - Riconoscimento
- Stabilità
 - Variabilità intraclassa
- Insidia
 - Facile da raggirare (Physical spoofing)

Soluzioni

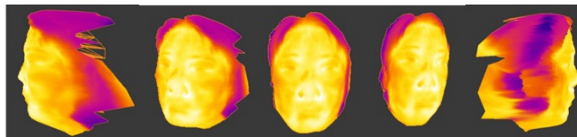
- Depth Sensing Camera



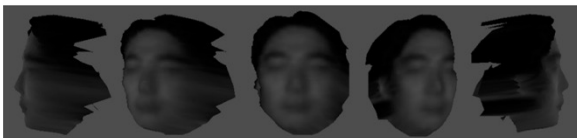
(a)



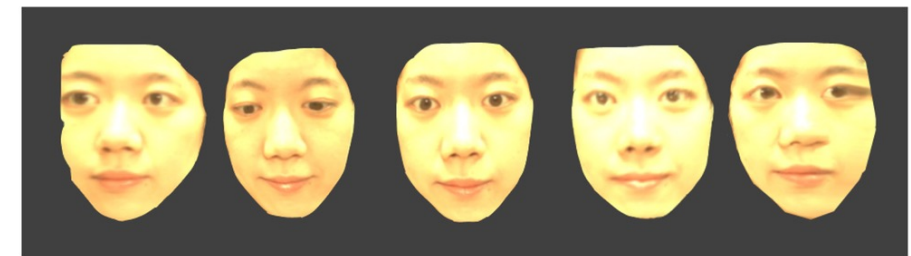
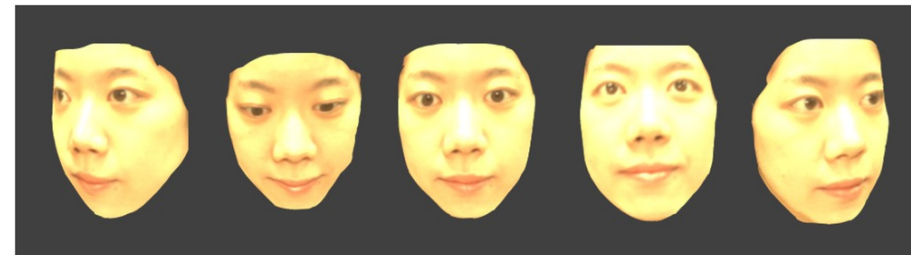
(b)



(c)



(d)

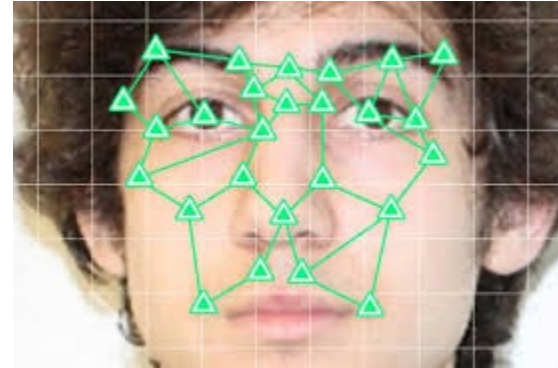


Soluzioni

- Adaptive HD Camera



Maratona di Boston: 15 aprile 2013





15/05/24

CMU CyLab Biometrics Center Enhancement on Boston Images available to Authorities before ID made (i.e. Images Apr 18)



Low Resolution input image from FBI



CMU Enhanced Image from
Low Resolution image from FBI



Actual image of suspect after
identified by the authorities

Attentati a Bruxelles: 22 Marzo 2016



15/05/24