

Fatti vedere e ti dirò chi sei:
Ambient Intelligence e Fusione di Informazioni nei Sistemi Biometrici Multimodali

Maria De Marsico

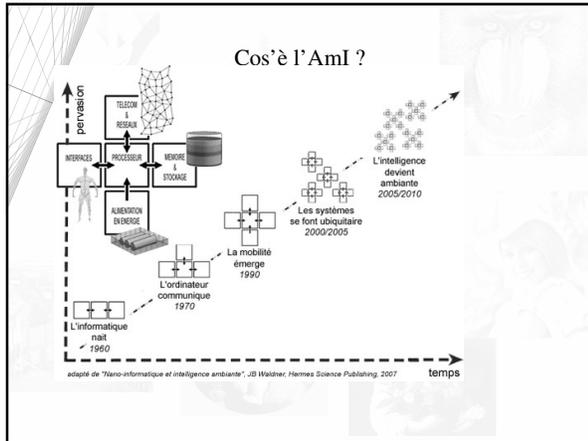
in collaborazione con
BIP-Lab
 Laboratorio di Biometria e Image Processing

Sommario della Presentazione

- **Introduzione all' Ambient Intelligence**
 - Definizioni
 - Tendenze
- I sistemi biometrici
 - Breve introduzione
 - Sistemi Multibiometrici
- Normalizzazione dei dati
 - Funzioni esistenti
 - Quasi Linear Sigmoid Function (QLS)
- System Response Reliability
 - Approcci esistenti basati sui margini
 - Gli indici di affidabilità proposti SRR I e SRR II
- Fusione Supervisionata
 - Il Supervisore
 - Prestazioni con il Supervisore
- Cross Testing Protocol
 - L'architettura
 - Prestazioni
- Conclusioni

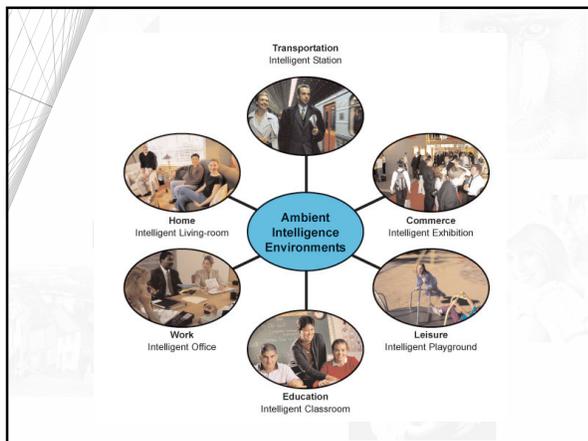
Cos'è l'AmI ?

- Il termine Ambient Intelligence (AmI) è stato coniato nel 1998 da Eli Zelkha and Brian Epstein di Paolo Alto Ventures e si riferisce a contesti elettronici che sono sensibili e reattivi alla presenza di persone
- Fornisce una visione futuristica dell'integrazione avanzata tra elettronica, telecomunicazioni e computazione, sviluppata nei tardi anni '90 pensando al periodo 2010 ∞



Cos'è l'AmI ?

- In un ambiente intelligente, i dispositivi lavorano insieme a favore degli utenti per consentire di compiere attività di tutti i giorni in maniera semplice e naturale utilizzando informazione e intelligenza nascoste nella rete che connete i dispositivi



Cos'è l'AmI ?

- E' la visione più umano-centrica dell'ubiquitous computing concepito nei primi anni '90 da MarkWeiser
- integra concetti e tecniche dalla ricerca su
 - natural human-computer interaction
 - autonomous and intelligent systems
- L'ambiente risultante è visto come una "comunità" di smart objects
 - forniti di risorse di calcolo e
 - forniti di un'altissima amichevolezza verso l'utente (user-friendliness) che viene circondato da interfacce intelligenti ed intuitive
 - capaci di riconoscere e rispondere alla presenza di individui diversi in modo non intrusivo e spesso invisibile

Cos'è l'AmI ?

- Man mano che i dispositivi diventano più piccoli, maggiormente connessi e maggiormente integrati nell'ambiente, la tecnologia scompare fino a che rimane percepibile (al massimo) la sola interfaccia.
- Body Area Network (BAN) !

Cos'è l'AmI ?



Cos'è l'AmI ?

Ambient Intelligent environments combine ubiquity, awareness, intelligence and natural interaction.

✓ Awareness refers to the ability of the system to locate and recognize objects and people, and their intentions.

✓ Intelligence allows the system to analyze the context, adapt to the people that live in it, learn from their behavior, and eventually to recognize as well as show emotion.

Definizione Philips

Caratteristiche per l'interazione in un contesto AmI

Sistemi e tecnologie sono:

- **embedded**: molti dispositivi sono collegati e integrati nell'ambiente
- **context aware**: questi dispositivi possono **riconoscere** l'utente e la situazione del contesto
- **personalized**: i dispositivi possono essere **adattati** ai bisogni dei singoli utenti
- **adaptive**: possono modificarsi in risposta alle azioni dell'utente
- **anticipatory**: possono prevenire i desideri dell'utente

Cosa c'entrano le biometrie?

- Il riconoscimento dell'utente dovrebbe avvenire in maniera non-intrusiva e trasparente, addirittura (possibilmente) senza essere neppure invocato dall'utente
- Due strategie:
 - dispositivi di riconoscimento wireless (es. tag RFID (Radio Frequency Identification))
 - riconoscimento biometrico
- Limiti
 - i dispositivi possono essere perduti, rubati o semplicemente dimenticati, e non essere disponibili proprio nel momento in cui servono
 - le biometrie non richiedono di possedere o ricordare alcunché, ma ognuna presenta specifiche limitazioni dovute alla complessità computazionale (impronte o DNA) o alla sensibilità a particolari condizioni ambientali (es. il riconoscimento del volto risente di posa e illuminazione)
- I sistemi biometrici multimodali possono sfruttare concorrentemente più caratteristiche, e migliorare accuratezza e affidabilità del riconoscimento in quanto i difetti di un singolo sistema possono essere compensati dalla disponibilità di più sistemi o algoritmi diversi

Sommario della Presentazione

- Introduzione all' Ambient Intelligence
 - Definizioni e tendenze
 - Interazione con un ambiente intelligente
- **I sistemi biometrici**
 - Breve introduzione
 - Sistemi Multibiometrici
- Normalizzazione dei dati
 - Funzioni esistenti
 - Quasi Linear Sigmoid Function (QLS)
- System Response Reliability
 - Approcci esistenti basati sui margini
 - Gli indici di affidabilità proposti SRR I e SRR II
- Fusione Supervisionata
 - Il Supervisore
 - Prestazioni con il Supervisore
- Cross Testing Protocol
 - L'architettura
 - Prestazioni
- Conclusioni

Perché i sistemi biometrici

Attualmente l'autenticazione viene effettuata secondo due modalità:

- Qualcosa che si **possiede**: un tesserino o un documento ... ma ... può essere perso o rubato



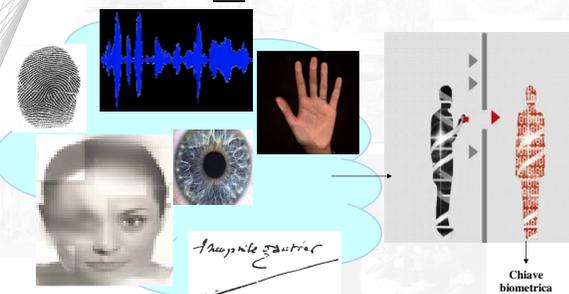
- Qualcosa che si **conosce**: una password o una parola d'ordine ... ma può essere indovinata, carpita o dimenticata



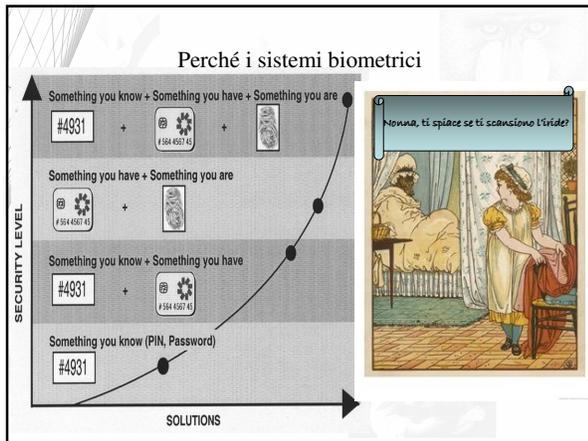
"Your login password is XBRZD940. Write it down and don't lose it again."

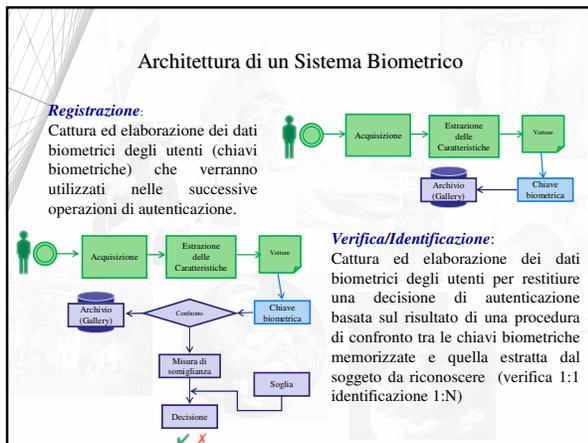
Perché i sistemi biometrici

- Basati su ciò che **si è**



Chiave biometrica







Tecniche riconosciute dallo Standard X9.84 - 2003
(requisiti minimi di sicurezza per un uso efficace delle biometrie)

- Biometria delle **impronte** – riconoscimento delle impronte
- Biometria dell'**occhio** – riconoscimento dell'**iride** e della **retina**
- Biometria del volto – riconoscimento facciale (**foto, infrarosso**)
- Biometria auricolare – riconoscimento dell'**orecchio**
- Biometria della mano – **geometria** delle dita
- Biometria della firma – riconoscimento della **firma**
- **Digitazione** di tasti
- Biometria della voce – riconoscimento **vocale**
- **DNA**

The diagram shows various biometric techniques and their classification into four categories:

- Caratteristiche fisiologiche**: Includes fingerprint, iris, retina, face (photo, infrared), and ear.
- Caratteristiche comportamentali**: Includes signature and keyboard typing.
- Caratteristiche miste**: Includes voice recognition.
- Tracce biologiche**: Includes DNA.

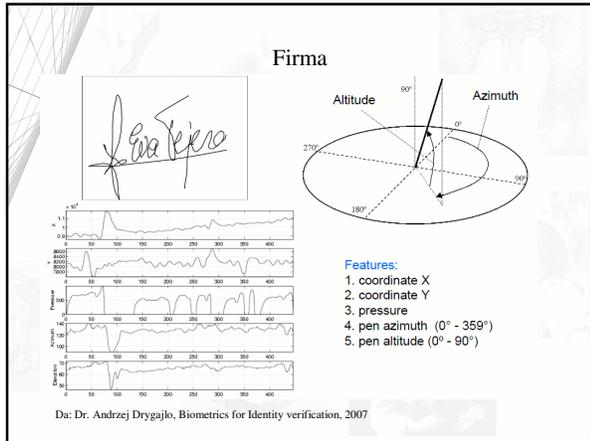
Requisiti di una biometria

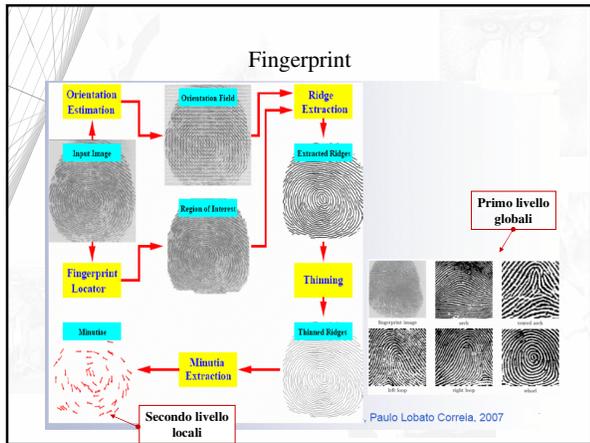
- **Universalità**
– La caratteristica deve essere posseduta da ogni persona (salvo rare eccezioni ...)
- **Unicità**
– Una qualunque coppia di persone dovrebbe essere diversa in termini della caratteristica biometrica
- **Permanenza**
– La caratteristica biometrica dovrebbe essere invariante nel tempo
- **Collezionabilità**
– La caratteristica biometrica dovrebbe essere misurabile con qualche tipo di sensore
- **Accettabilità**
– Gli utenti coinvolti non dovrebbero avere particolari obiezioni nel permettere la raccolta/misurazione della caratteristica

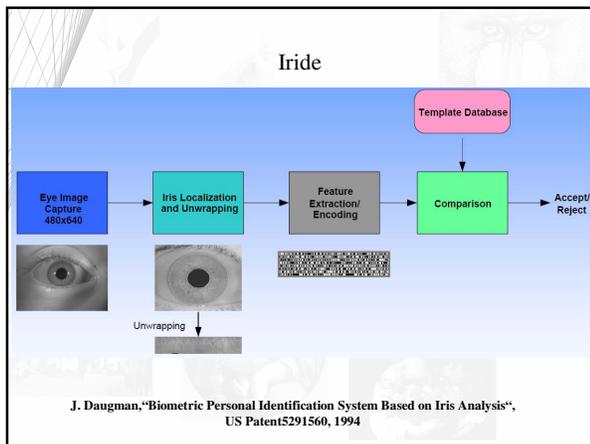
Voce: Gaussian Mixture Model (GMM)

The diagram illustrates the Gaussian Mixture Model (GMM) for voice recognition. It shows acoustic vectors for training, histograms for features (Feature 1, Feature 2, ..., Feature D), and the GMM model. The score is calculated as $\text{score} = \log\text{-likelihood}(\text{speech} | \text{model})$.

Da: Dr. Andrzej Drygajko, Biometrics for Identity verification, 2007







Retina

- Scansione della retina
 - Mappatura dei capillari sul fondo oculare

Exhibit 11.4. Retinal recognition process.

Da: M. Nappi, Sistemi Biometrici, 2009

Volto

Image Based

- ICA
- Neural Networks
- Eigenfaces

3D

- 3D Morphable Models

Feature Based

- Elastic Graph Matching

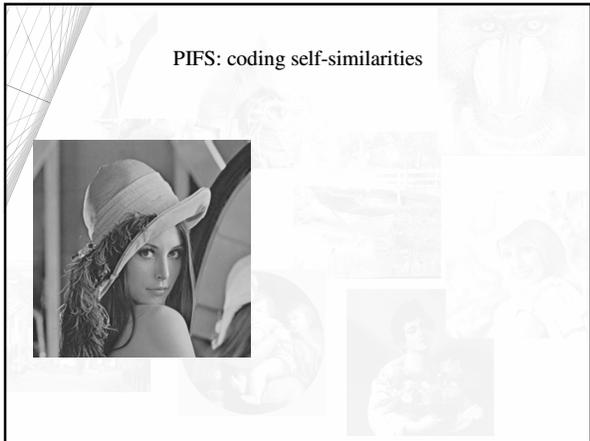
Hybrid

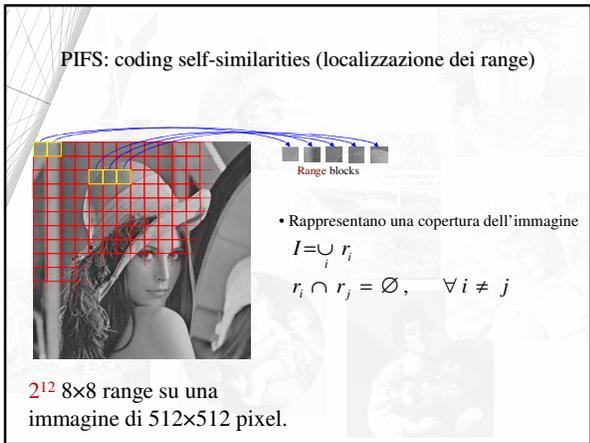
- Fractals
- Wavelets

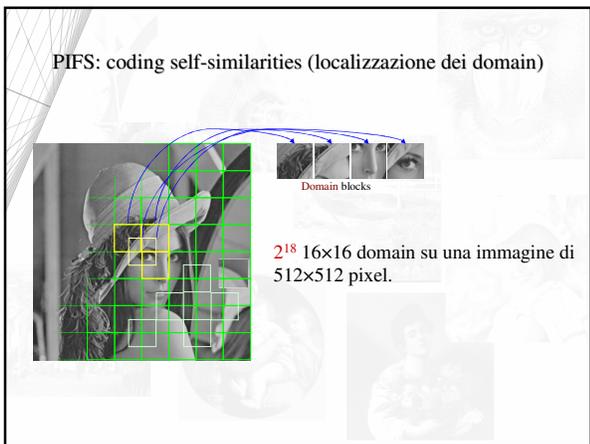
Da: D. Riccio, Face Recognition, 2007

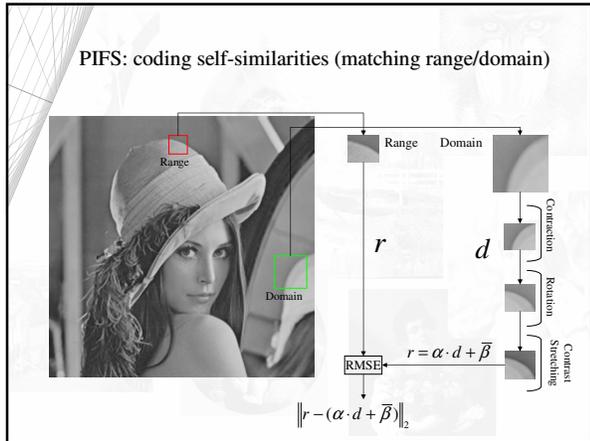
PIFS

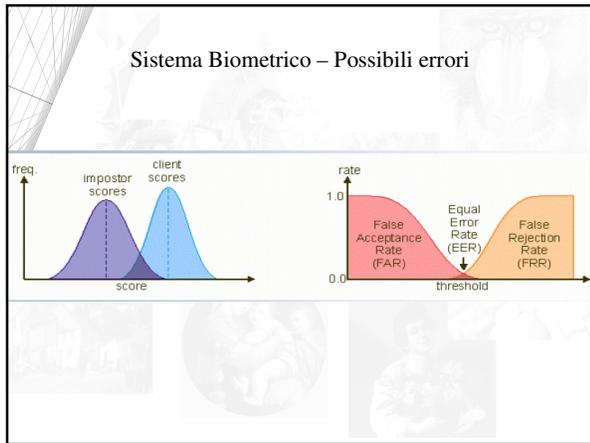
- PIFS = Partitioned Iterated Function System
- Un potente approccio basato sui frattali per la compressione e indicizzazione delle immagini
- Sfrutta e codifica le autosimilarità nell'immagine
- L'immagine è suddivisa in regioni quadrate che non si sovrappongono chiamate range
- Vengono identificate anche altre regioni quadrate chiamate domain, che possono sovrapporsi, e che hanno lato doppio dei range
- Ogni range è codificato usando il domain che meglio lo approssima, dopo una opportuna trasformazione affine

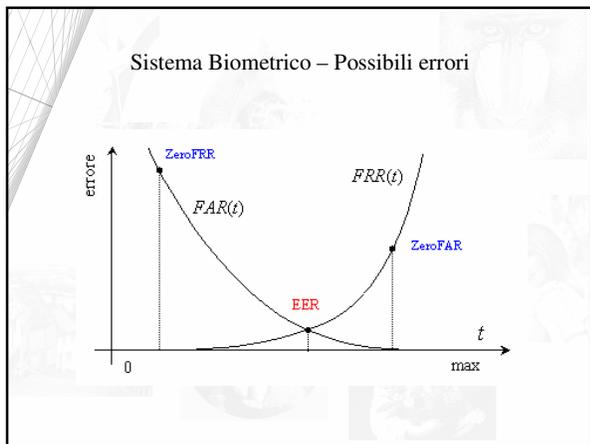












Problemi: possibili ampie variazioni intra classe



Problemi: possibili minime differenze inter classe



Gemelle



Padre e figlio

Problemi: acquisizioni rumorose e/o distorte



Impronte di cattiva qualità
(es. heavy worker)

Illuminazione non uniforme



Problemi: non universalità



Il 4% della popolazione ha impronte di cattiva qualità
In alcune popolazioni è una caratteristica particolarmente diffusa

Problemi: possibili attacchi (spoofing) in diversi momenti

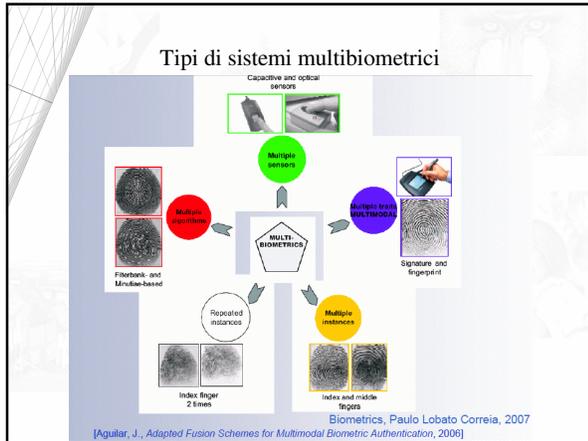
Sistemi con singola biometria vs Sistemi Multibiometrici

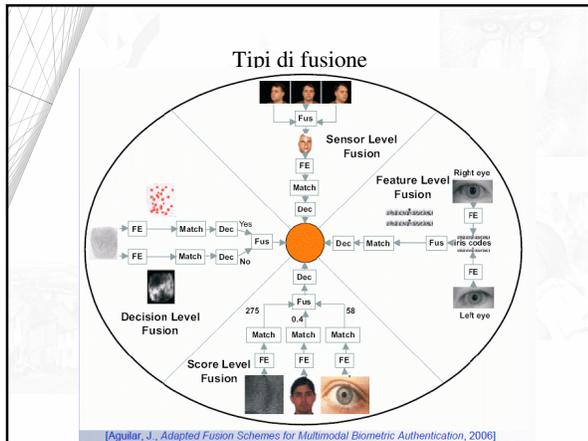
La maggioranza dei sistemi attuali si basa su una singola biometria. Ciò li rende vulnerabili a possibili attacchi, e poco robusti rispetto a vari problemi.

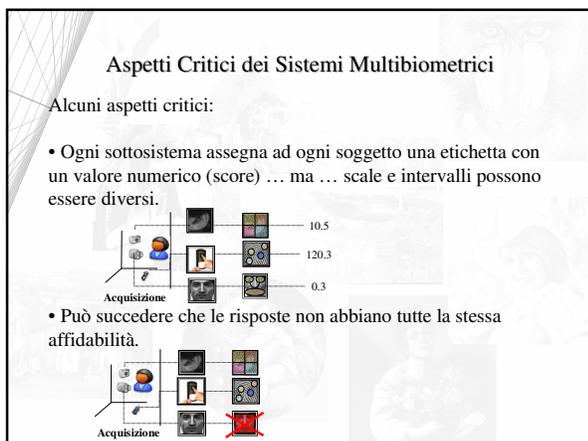


Un sistema multimodale fornisce una soluzione efficace, in quanto si possono compensare i difetti dei singoli sistemi grazie alla disponibilità di diverse biometrie.









Sommario della Presentazione

- Introduzione all' Ambient Intelligence
 - Definizioni e tendenze
 - Interazione con un ambiente intelligente
- I sistemi biometrici
 - Breve introduzione
 - Sistemi Multibiometrici
- Normalizzazione dei dati
 - Funzioni esistenti
 - Quasi Linear Sigmoid Function (QLS)
- System Response Reliability
 - Approcci esistenti basati sui margini
 - Gli indici di affidabilità proposti SRR I e SRR II
- Fusione Supervisionata
 - Il Supervisore
 - Prestazioni con il Supervisore
- Cross Testing Protocol
 - L'architettura
 - Prestazioni
- Conclusioni

A proposito della normalizzazione

- In letteratura si trovano varie soluzioni al problema

| Funzioni di Normalizzazione | |
|-----------------------------|--|
| Min/Max | $s'_i = \frac{s_i - \min}{\max - \min}$ |
| Z-score | $s'_i = \frac{s_i - \mu}{\sigma}$ |
| Median/Mad | $s'_i = \frac{s_i - \text{median}}{MAD}$ |
| Sigmoid | $s'_i = \frac{1}{1 + e^{-ks_i}}$ |
| Tanh | $s'_i = \frac{1}{2} \left[\tanh \left(0.01 \frac{(s_i - E[s_i])}{\sigma(s_i)} \right) + 1 \right]$ |

- Quando I valori massimi e minimi sono noti, la procedura è semplice.
- Abbiamo assunto di **non conoscere** il vero massimo raggiunto dalla distanza tra due soggetti.

A proposito della normalizzazione

- In letteratura si trovano varie soluzioni al problema

| Funzioni di Normalizzazione | | |
|-----------------------------|--|--|
| Min/Max | $s'_i = \frac{s_i - \min}{\max - \min}$ | si presuppone di conoscere esattamente minimo e massimo |
| Z-score | $s'_i = \frac{s_i - \mu}{\sigma}$ | non garantisce intervallo comune per dati provenienti da diverse distribuzioni |
| Median/Mad | $s'_i = \frac{s_i - \text{median}}{MAD}$ | si presuppone una distribuzione Gaussiana dei dati |
| Sigmoid | $s'_i = \frac{1}{1 + e^{-ks_i}}$ | eccessiva distorsione ai margini e dipendenza da c e k |
| Tanh | $s'_i = \frac{1}{2} \left[\tanh \left(0.01 \frac{(s_i - E[s_i])}{\sigma(s_i)} \right) + 1 \right]$ | valori finali eccessivamente concentrati attorno al punto centrale dell'intervallo |

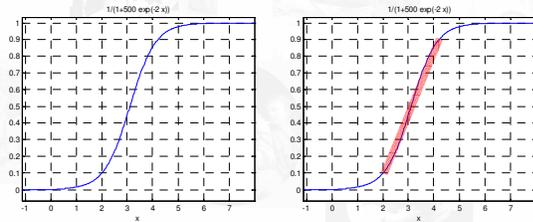
Una nuova funzione di normalizzazione *Quasi-Linear Sigmoid (QLS)*

- Le proprietà ricercate per una nuova funzione di normalizzazione sono:
 - Avere come codominio l'intervallo (0,1);
 - Minima distorsione della distribuzione dei dati di input.
 - Elevata robustezza ad una stima imprecisa del massimo dei valori.
 - Numero limitato di parametri.

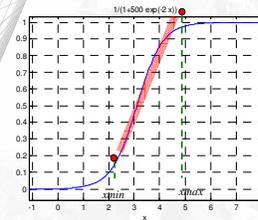
Una nuova funzione di normalizzazione

- Deriviamo una nuova funzione $F(x)$ dalla funzione Sigmoidale $f(x)$, definita come

$$f(x) = \frac{1}{1 + ce^{-kx}}$$
 riducendone la distorsione e ottenendo un comportamento pseudo-lineare nell'intero codominio pur preservando la proprietà $F(x) \in (0,1)$



Quasi-Linear Sigmoid (QLS)



$[x_{min}, x_{max}]$ è l'intervallo in cui la funzione assume un andamento quasi-lineare

identifichiamo i punti in cui si annulla la derivata terza

Quasi-Linear Sigmoid (QLS)

risolviamo il sistema di due equazioni sapendo che $x_{min} = 0$

x_{max} è l'unico parametro incognito.

Quasi-Linear Sigmoid (QLS)

Dobbiamo poi fare in modo che $f(x_{min})$ sia mappato su 0 e $f(\infty)$ su 1

$$g(x) = f(x) - f(x_{min})$$

$$= f(x) - f(0)$$

Quasi-Linear Sigmoid (QLS)

$$L = \lim_{x \rightarrow \infty} g(x) = \frac{2 + \sqrt{3}}{3 + \sqrt{3}}$$

Infine abbiamo:

$$F(x) = \frac{1}{L} g(x) = \frac{1 - b^{\frac{x}{a}}}{ab^{\frac{x}{a}} + 1}$$

con

$$a = (2 + \sqrt{3}) \quad \text{e} \quad b = (7 - 4\sqrt{3})$$

pseudo lineare
piccola distorsione

Esperimenti

I database usati sono stati

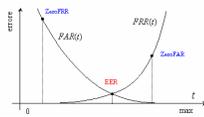
- **Volto:** FERET e AR-Faces (primi 100 soggetti).



- **Orecchio:** Notre-Dame (primi 100 soggetti).



- Prestazioni misurate in base a Recognition Rate e Equal Error Rate (EER).



Prestazioni di sistemi biometrici con diverse funzioni di normalizzazione con stima corretta di x_{max}

| Sistema | | Prestazioni | | | | |
|------------------|-----|-------------|----------|------------|---------|--------------|
| | | min max | z scores | Median mad | sigmoid | QLS |
| Volto | RR | 93% | 93% | 93% | 93% | 93% |
| | EER | 0.03 | 0.23 | 0.12 | 0.04 | 0.03 |
| Orecchio | RR | 72% | 72% | 72% | 72% | 72% |
| | EER | 0.14 | 0.25 | 0.17 | 0.16 | 0.14 |
| Volto ⊕ Orecchio | RR | 95% | 93% | 93% | 94% | 98% |
| | EER | 0.018 | 0.23 | 0.11 | 0.02 | 0.015 |

QLS e Min Max per una stima errata dello score massimo del volto

| Sistema | | Score Massimo sovrastimato | | Score Massimo sottostimato | |
|------------------|-----|----------------------------|------|----------------------------|--------------|
| | | Min/max | QLS | Min/max | QLS |
| Volto | RR | 93% | 93% | 38% | 93% |
| | EER | 0.04 | 0.04 | 0.81 | 0.034 |
| Orecchio | RR | 72% | 72% | 72% | 72% |
| | EER | 0.14 | 0.14 | 0.14 | 0.14 |
| Volto ⊕ Orecchio | RR | 78% | 78% | 81% | 97% |
| | EER | 0.08 | 0.08 | 0.10 | 0.058 |

QLS e Min M_k
per una stima errata dello score massimo del volto

| Sistema | | Score Massimo sovrastimato | | Score Massimo sottostimato | |
|---------------------|-----|----------------------------|------|----------------------------|--------------|
| | | Min/max | QLS | Min/max | QLS |
| Volto | RR | 93% | 93% | 38% | 93% |
| | EER | 0.04 | 0.04 | 0.81 | 0.034 |
| Orecchio | RR | 72% | 72% | 72% | 72% |
| | EER | 0.14 | 0.14 | 0.14 | 0.14 |
| Volto ⊕ Orecchio | RR | 78% | 78% | 81% | 97% |
| | EER | 0.08 | 0.08 | 0.10 | 0.058 |

QLS e Min M_k
per una stima errata dello score massimo del volto

| Sistema | | Score Massimo sovrastimato | | Score Massimo sottostimato | |
|---------------------|-----|----------------------------|------|----------------------------|--------------|
| | | Min/max | QLS | Min/max | QLS |
| Volto | RR | 93% | 93% | 38% | 93% |
| | EER | 0.04 | 0.04 | 0.81 | 0.034 |
| Orecchio | RR | 72% | 72% | 72% | 72% |
| | EER | 0.14 | 0.14 | 0.14 | 0.14 |
| Volto ⊕ Orecchio | RR | 78% | 78% | 81% | 97% |
| | EER | 0.08 | 0.08 | 0.10 | 0.058 |

Sommario della Presentazione

- Introduzione all' Ambient Intelligence
 - Definizioni e tendenze
 - Interazione con un ambiente intelligente
- I sistemi biometrici
 - Breve introduzione
 - Sistemi Multibiometrici
- Normalizzazione dei dati
 - Funzioni esistenti
 - Quasi Linear Sigmoid Function (QLS)
- System Response Reliability
 - Approcci esistenti basati sui margini
 - Gli indici di affidabilità proposti SRR I e SRR II
- Fusione Supervisionata
 - Il Supervisore
 - Prestazioni con il Supervisore
- Cross Testing Protocol
 - L'architettura
 - Prestazioni
- Conclusioni

Affidabilità di un sistema di identificazione

- A causa della possibile differente qualità dei dati in input ai diversi sottosistemi, e alla possibile differente accuratezza delle procedure di riconoscimento, può succedere che non tutte le risposte sono affidabili nello stesso modo.
- La definizione di una misura per l'affidabilità di ogni singola risposta di un sottosistema risulta significativa per fondere i singoli risultati per ottenere una risposta finale complessiva.



Affidabile



Non Affidabile



Affidabile



Non Affidabile



Affidabile



Non Affidabile

Stato dell'arte (1)

- Margini basati sulla qualità
- (Kryszyk, Richiardi, Prodanov and Drygajlo):



(a)



(b)



(c)

Alcuni esempi dal database BANCA

Correlazione con una immagine "media"
 La qualità delle immagini di addestramento può essere modellata creando un template "medio" da tutti i volti, la cui qualità è presa come riferimento

Stima della nitidezza di una immagine
 La mancanza di dettagli dell'immagine ad alta frequenza può essere descritta come perdita di nitidezza

Stato dell'arte (2)

- Margini basati sulla qualità
- (Poh and Bengio):

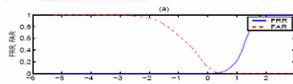
Le prestazioni dei sistemi vengono misurate in termini di:

$$FAR(\Delta) = \frac{\text{number of FAs}(\Delta)}{\text{number of impostor accesses}}$$

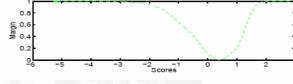
$$FRR(\Delta) = \frac{\text{number of FRs}(\Delta)}{\text{number of client accesses}}$$

Il margine $M(\Delta)$ è definito come:

$$M(\Delta) = |FAR(\Delta) - FRR(\Delta)|$$



(a)



(b)

Il Processo di Identificazione

- Sia A un sistema di identificazione e G la sua galleria di soggetti genuini che sono stati registrati correttamente.
- Assumiamo che ci siano $n > 0$ acquisizioni per ognuno.
- Sia p una persona da identificare.

Gallery Probe

Confrontiamo l'immagine di probe con tutte le immagini nella gallery

La gallery viene ordinata in base alla distanza dal probe

System Response Reliability (SRR)

- Abbiamo analizzato due diverse misure:

– Relative distance $\phi(p) = \frac{F(d(p, g_{i_2})) - F(d(p, g_{i_1}))}{F(d(p, g_{i_4}))}$

– Density Ratio $\phi(p) = 1 - |N_s|/|G|$

dove $N_s = \{g_{i_s} \in G \mid F(d(p, g_{i_s})) < 2 \cdot F(d(p, g_{i_1}))\}$

Relative distance

Density Ratio = $1 - \frac{3}{4} = 0.25$

System Response Reliability (SRR)

Nuvola attorno al soggetto restituito meno "affollata" = Risposta più affidabile

Nuvola attorno al soggetto restituito più "affollata" = Risposta meno affidabile

Prestazioni delle regole di fusione

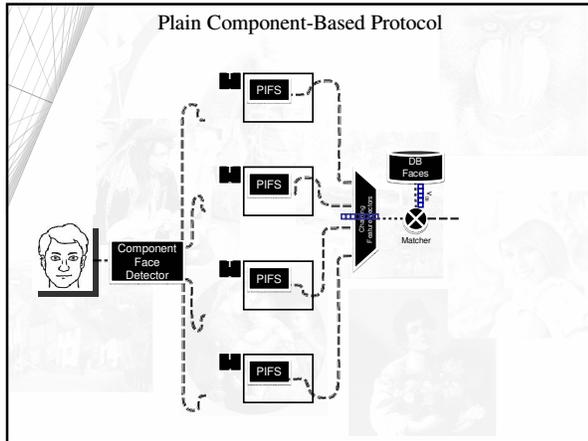
| Database | | Statistiche | | | | |
|----------------|-----|-------------|--------|-------|--------|-------|
| | | None | SRR I | | SRR II | |
| | | | SIMPLE | OR | AND | OR |
| Feret Fafb | RR | 98% | 99% | 100% | 96% | 100% |
| | EER | 0.028 | 0.016 | 0.003 | 0.015 | 0.000 |
| | NRR | 100 | 75 | 63 | 94 | 38 |
| Feret Fafc | RR | 55% | 76% | 100% | 84% | - |
| | EER | 0.167 | 0.153 | 0.002 | 0.117 | - |
| | NRR | 100 | 85 | 2 | 74 | 0 |
| Feret Dup I | RR | 75% | 81% | 100% | 87% | 100% |
| | EER | 0.238 | 0.228 | 0.001 | 0.177 | 0.000 |
| | NRR | 100 | 91 | 18 | 84 | 22 |

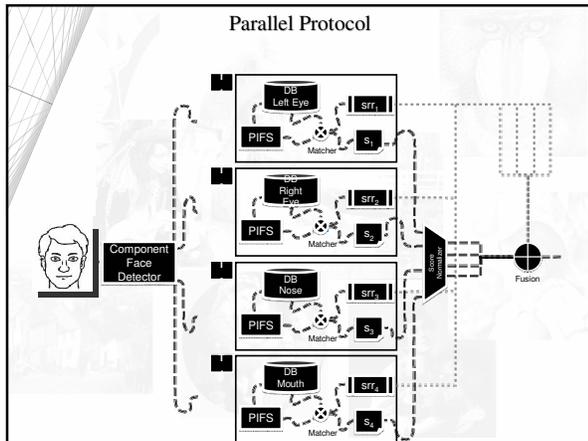
Prestazioni di SRR I e SRR II

| Distorsione del volto | | Statistiche | | | | |
|-----------------------|-----|-------------|----------|------------------|--------|--------|
| | | Volto | Orecchio | Volto @ Orecchio | | SRR II |
| | | | | SRR I | SRR II | |
| Luce sinistra | RR | 93% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.09 | 0.12 | EER | 0.001 | 0.008 |
| | NRR | | | NRR | 37 | 70 |
| Triste | RR | 100% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.07 | 0.12 | EER | 0.005 | 0.002 |
| | NRR | | | NRR | 86 | 43 |
| Sciarpa | RR | 80% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.17 | 0.12 | EER | 0.015 | 0.020 |
| | NRR | | | NRR | 70 | 70 |
| Urlo | RR | 47% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.18 | 0.12 | EER | 0.001 | 0.020 |
| | NRR | | | NRR | 23 | 46 |
| Occhiali | RR | 90% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.14 | 0.12 | EER | 0.016 | 0.010 |
| | NRR | | | NRR | 87 | 70 |

Prestazioni di SRR I e SRR II

| Distorsione del volto | | Statistiche | | | | |
|-----------------------|-----|-------------|----------|------------------|--------|--------|
| | | Volto | Orecchio | Volto @ Orecchio | | SRR II |
| | | | | SRR I | SRR II | |
| Luce sinistra | RR | 93% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.09 | 0.12 | EER | 0.001 | 0.008 |
| | NRR | | | NRR | 37 | 70 |
| Triste | RR | 100% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.07 | 0.12 | EER | 0.005 | 0.002 |
| | NRR | | | NRR | 86 | 43 |
| Sciarpa | RR | 80% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.17 | 0.12 | EER | 0.015 | 0.020 |
| | NRR | | | NRR | 70 | 70 |
| Urlo | RR | 47% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.18 | 0.12 | EER | 0.001 | 0.020 |
| | NRR | | | NRR | 23 | 46 |
| Occhiali | RR | 90% | 72% | RR | 100% | 100% |
| | EER | 0.14 | 0.12 | EER | 0.016 | 0.010 |
| | NRR | | | NRR | 87 | 70 |

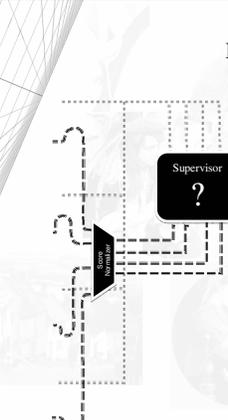




Somario della Presentazione

- **Introduzione all' Ambient Intelligence**
 - Definizioni e tendenze
 - Interazione con un ambiente intelligente
- **I sistemi biometrici**
 - Breve introduzione
 - Sistemi Multibiometrici
- **Normalizzazione dei dati**
 - Funzioni esistenti
 - Quasi Linear Sigmoid Function (QLS)
- **System Response Reliability**
 - Approcci esistenti basati sui margini
 - Gli indici di affidabilità proposti SRR I e SRR II
- **Fusione Supervisionata**
 - Il Supervisore
 - Prestazioni con il Supervisore
- **Cross Testing Protocol**
 - L'architettura
 - Prestazioni
- **Conclusioni**

Il Supervisore



Caso I: una identità ottiene più voti

1 1 1 1

If $srr_i < th_k \Rightarrow$ diminuire $th_k, k=\{1,2,3\}$
 If $srr_i > th_k \Rightarrow$ diminuire $th_k, k=\{4\}$

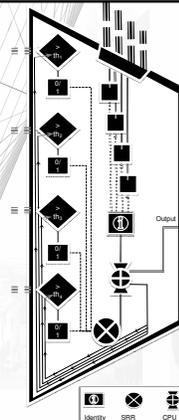
Caso II: più identità condividono un numero massimo di voti

1 1 1 1
1 1 1 1

Supervisor

$\exists k' srr_i > th_k$ con $k=\{1,2,\dots\}$
 $k_{max} = \text{argmax} \{srr_i | srr_i > th_k\}$
 Supponiamo $k_{max} = 2$
 For $k=\{2,4\}$ If $srr_i < th_k \Rightarrow$ diminuire th_k
 For $k=\{1,3\}$ If $srr_i > th_k \Rightarrow$ diminuire th_k
 else
 la risposta è inaffidabile

Il Modulo Supervisore



```

1. while(true)
2.
3. Acquire a new face;
4. Split the face in 4 regions  $R_k$ ;
5.
6. foreach k
7.    $u_k=0,0$ 
8.   Submit  $R_k$  to the Subsystem  $T_k$ ;
9.
10. if (more  $I_i$  share the same maximum number of voting  $T_k$ )
11.   if ( $SRR_k > th_k$  for at least one such  $T_k$ )
12.     Select among those  $I_i$  the one with the highest  $SRR_k > th_k$ ;
13.
14. Set response as reliable;
15.
16. else Set response as unreliable;
17.
18. else if (one  $I_i$  got more votes)
19.
20.   Set response as reliable;
21.
22. if response is RELIABLE
23.   foreach  $T_k$ 
24.     if ( $I_i$  rated the returned  $I_i$ )
25.       if ( $SRR_k < th_k$ )
26.         Set the weight  $u_k = -u_k$ ;
27.       else if ( $SRR_k > th_k$ )
28.         Set  $u_k = +u_k$ ;
29.
30.   Update  $th_k = th_k + u_k$ ;

```

Database AR-Faces

- Le configurazione delle soglie iniziali è $\{th_1 = 0.0, th_2 = 0.0, th_3 = 0.0, th_4 = 0.0\}$, cioè tutte le risposte sono inizialmente considerate affidabili. Lo step di aggiornamento è fissato a 0.05.
- Set di immagini dal database AR-Faces


Set 1
Normale


Set 2
Sorriso


Set 3
Triste


Set 4
Urlo


Set 5
Luce destra


Set 6
Luce sinistra


Set 8
Occhiali

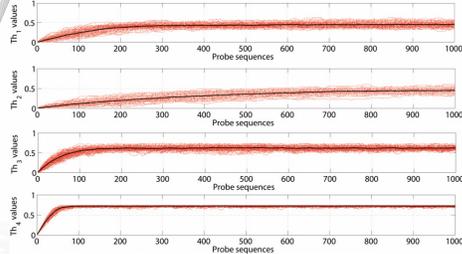

Set 11
Sciarpa

Domanda - 1

- **Le soglie convergono ?**

- Per questo esperimento, il set 1 viene usato come gallery, mentre 100 diverse sequenze di probe sono estratte dal set 2.
- Ogni sequenza di probe viene costruita estraendo a caso 1000 volte una delle 126 immagini dal set di probe.

Risposta - 1



- Le soglie th_1 and th_2 (occhio destro e sinistro) tendono ad assumere valori più bassi di th_3 and th_4 (naso e bocca). Tutti i valori mostrano una variazione iniziale, e poi rimangono pressoché costanti per tutto il resto della sequenza.
- Osserviamo che le immagini del set 2 appartengono a soggetti sorridenti, quindi naso e bocca mostrano una variabilità maggiore degli occhi. I rispettivi sottosistemi sono quindi meno affidabili, e quindi richiedono valori più alti per le soglie.
- La linea più scura è il valore medio delle 100 curve calcolate e quindi rappresenta la tendenza media per le variazioni delle soglie.

Domanda - 2

- **I valori iniziali delle soglie influenzano il comportamento del sistema ?**

- Anche in questo caso, abbiamo considerato 100 sequenze di probe di 100 immagini ciascuna, estratte a caso dalle 126 del set 2.
- Per ogni sequenza, il valore iniziale delle soglie è stato scelto a caso nell'intervallo $[0, 1]$

Risultati Sperimentali su AR-Faces (Database di Volti)

| Sottoinsieme | | VARIAZIONI DI ILLUMINAZIONE | | | | | | |
|-------------------------|-----|-----------------------------|------|------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | | PCBP | PP | PERF | SP | | | |
| | | | | | th ₁ | th ₂ | th ₃ | th ₄ |
| SET 5 LEFT LIGHT | RR | 0.92 | 1.00 | 0.96 | 0.45 | 0.50 | 0.65 | 0.60 |
| | EER | 0.03 | 0.02 | 0.02 | | | | |
| | NRR | 126 | 30 | 112 | | | | |
| SET 6 RIGHT LIGHT | RR | 0.94 | 0.97 | 0.96 | 0.00 | 0.75 | 0.75 | 0.75 |
| | EER | 0.05 | 0.07 | 0.03 | | | | |
| | NRR | 126 | 37 | 107 | | | | |

Come ci si poteva aspettare, le prestazioni di PCBP sono costantemente peggiori di quelle ottenute con il Supervisore. Possiamo osservare che anche quando l'accuratezza di SP cade leggermente al di sotto di quella di PP (set 5 e 6), questo fatto è controbilanciato da un numero più alto di risposte considerate affidabili.

Risultati Sperimentali su AR-Faces (Database di Volti)

| Sottoinsieme | | OCCLUSIONI | | | | | | |
|-----------------------------|-----|------------|------|------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | | PCBP | PP | PERF | SP | | | |
| | | | | | th ₁ | th ₂ | th ₃ | th ₄ |
| SET 8 SUN GLASSE S | RR | 0.71 | 0.25 | 0.98 | 0.65 | 0.60 | 0.60 | 0.00 |
| | EER | 0.09 | 0.23 | 0.04 | | | | |
| | NRR | 126 | 20 | 50 | | | | |
| SET 11 SCARF | RR | 0.85 | 0.61 | 0.92 | 0.35 | 0.45 | 0.75 | 0.75 |
| | EER | 0.09 | 0.19 | 0.02 | | | | |
| | NRR | 126 | 23 | 115 | | | | |

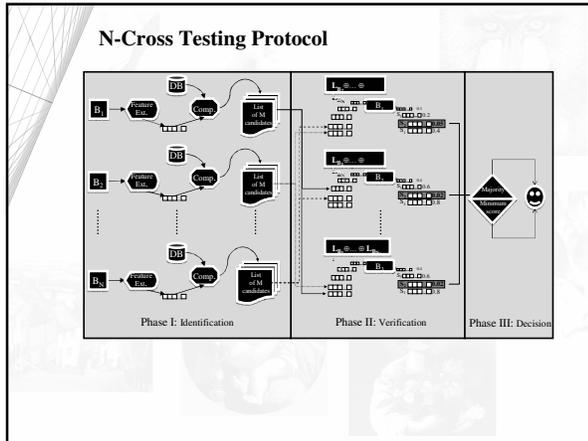
Gli insiemi di equilibrio delle soglie raggiunti dai sistemi si accordano con le variazioni introdotte nei diversi set di immagini.

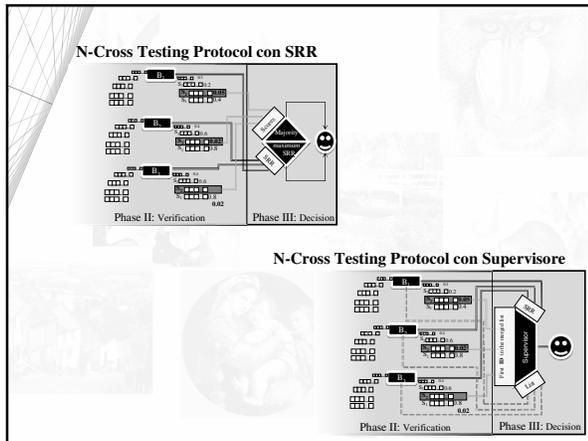
Il numero di risposte affidabili per SP scende fino a 50 per gli occhiali da sole (set 8) e 115 per la sciarpa (set 11). Ciò è in accordo con le nostre aspettative, in quanto le distorsioni introdotte coinvolgono una porzione del volto significativa.

In ogni caso, a parte un numero basso di risposte attendibili, il sistema è in grado in entrambi i casi di garantire una accuratezza significativamente maggiore rispetto a PCBP (RR di 0.98 contro 0.71 e di 0.92 contro 0.85) e un EER più basso.

Sommario della Presentazione

- Introduzione all' Ambient Intelligence
 - Definizioni e tendenze
 - Interazione con un ambiente intelligente
- I sistemi biometrici
 - Breve introduzione
 - Sistemi Multibiometrici
- Normalizzazione dei dati
 - Funzioni esistenti
 - Quasi Linear Sigmoid Function (QLS)
- System Response Reliability
 - Approcci esistenti basati sui margini
 - Gli indici di affidabilità proposti SRR I e SRR II
- Fusione Supervisionata
 - Il Supervisore
 - Prestazioni con il Supervisore
- Cross Testing Protocol
 - L'architettura
 - Prestazioni
- Conclusioni





N-Cross Testing Protocol - Risultati

| DATA SETS | ARCHITETTURE | | | | | | | | |
|-----------|------------------------|-------|-----|--------------------------|-------|-----|----------------------------|--------------|-----|
| | SIMPLE N-CROSS-TESTING | | | RELIABLE N-CROSS-TESTING | | | SUPERVISED N-CROSS-TESTING | | |
| | RR | EER | NRR | RR | EER | NRR | RR | EER | NRR |
| SET 2 | 0.962 | 0.018 | 126 | 0.989 | 0.005 | 115 | 0.990 | 0.004 | 121 |
| SET 3 | 0.971 | 0.014 | 126 | 0.987 | 0.006 | 96 | 0.989 | 0.005 | 116 |
| SET 4 | 0.652 | 0.17 | 126 | 0.933 | 0.033 | 35 | 0.962 | 0.018 | 94 |
| SET 5 | 0.744 | 0.127 | 126 | 0.925 | 0.037 | 95 | 0.940 | 0.029 | 118 |
| SET 6 | 0.584 | 0.207 | 126 | 0.825 | 0.087 | 94 | 0.905 | 0.047 | 112 |
| SET 8 | 0.522 | 0.238 | 126 | 0.839 | 0.080 | 65 | 0.849 | 0.075 | 102 |
| SET 11 | 0.359 | 0.320 | 126 | 0.975 | 0.023 | 61 | 0.975 | 0.012 | 94 |

Sommario della Presentazione

- **Introduzione all' Ambient Intelligence**
 - Definizioni e tendenze
 - Interazione con un ambiente intelligente
- **I sistemi biometrici**
 - Breve introduzione
 - Sistemi Multibiometrici
- **Normalizzazione dei dati**
 - Funzioni esistenti
 - Quasi Linear Sigmoid Function (QLS)
- **System Response Reliability**
 - Approcci esistenti basati sui margini
 - Gli indici di affidabilità proposti SRR I e SRR II
- **Fusione Supervisionata**
 - Il Supervisore
 - Prestazioni con il Supervisore
- **Cross Testing Protocol**
 - L'architettura
 - Prestazioni
- **Conclusioni**

Conclusioni

- I sistemi Multimodali risolvono alcuni problemi di quelli monomodali e, in quanto più robusti, si prestano a contesti meno controllati (Ambient Intelligence ?)
- Tuttavia, occorre considerare alcuni limiti attuali:
 - **Tecnologici:**
 - i dispositivi di acquisizione a larga diffusione hanno ancora prestazioni più limitate
 - **Architetturali:**
 - i sottosistemi non comunicano tra loro
 - i sottosistemi non ottengono feedback dalla risposta finale
 - (abbiamo proposto soluzioni per entrambi questi problemi!)
- Abbiamo portato l' approccio multibiometrico alle estreme conseguenze dividendo il volto in diverse biometrie, e ottenendo notevoli risultati in termini di miglioramento delle prestazioni.
- **Problema aperto: misurare l'affidabilità del sistema globale**

Domande ??????
