

# Impronte digitali

Matching basato su correlazione  
e analisi del ridge pattern

Annalisa Franco  
annalisa.franco@unibo.it

Dario Maio  
dario.maio@unibo.it

2

## Motivazioni

- Perché usare *feature diverse dalle minuzie*?
  - estrarre in modo **affidabile** e accurato le minuzie **in impronte di scarsa qualità** è molto difficile
  - l'**estrazione** di minuzie è **onerosa** in termini di tempo di calcolo
  - una rappresentazione con **codice di lunghezza fissa** è molto utile ai fini dell'indicizzazione in DB di impronte
  - l'**accuratezza** del sistema di riconoscimento può aumentare **usando congiuntamente minuzie e altri tipi di caratteristiche**
- Le feature alternative più utilizzate sono:
  - **dimensioni** e **forma** dell'impronta;
  - **numero**, **tipo** e **posizione** delle singolarità;
  - **relazione spaziale** e **attributi geometrici** delle ridge line;
  - informazioni locali e globali sulla **tessitura**;
  - **pori** della pelle;
  - caratteristiche **frattali**.

## Matching basato su correlazione (1)

- Siano **T** e **I** le due immagini di impronte digitali corrispondenti, rispettivamente, al **template** e all'impronta in **input** da riconoscere.
- Una misura intuitiva della diversità delle due impronte è data dalla **somma delle differenze di intensità** di pixel corrispondenti elevate al quadrato:

$$SSD(\mathbf{T}, \mathbf{I}) = \|\mathbf{T} - \mathbf{I}\|^2 = (\mathbf{T} - \mathbf{I})^T (\mathbf{T} - \mathbf{I}) = \|\mathbf{T}\|^2 + \|\mathbf{I}\|^2 - 2\mathbf{T}^T \mathbf{I}$$

- Se le due quantità  $\|\mathbf{T}\|^2$  e  $\|\mathbf{I}\|^2$  sono costanti, la **differenza tra due immagini è minima** quando la **correlazione tra T e I è massima**:

$$CC(\mathbf{T}, \mathbf{I}) = \mathbf{T}^T \mathbf{I}$$

- A causa di **spostamenti e rotazioni** che inevitabilmente caratterizzano due impronte dello stesso dito, **non è possibile calcolare la correlazione direttamente sovrapponendo le due immagini**.

## Matching basato su correlazione (2)

- Sia  $I^{(\Delta x, \Delta y, \theta)}$  un'immagine ottenuta ruotando l'immagine **I** di un angolo  $\theta$  attorno all'origine (**centro dell'immagine**) e traslandola di  $\Delta x$  e  $\Delta y$  pixel in direzione  $x$  e  $y$  rispettivamente.
- La **similarità** tra due immagini di impronte **T** e **I** può essere misurata come:

$$S(\mathbf{T}, \mathbf{I}) = \max_{\Delta x, \Delta y, \theta} CC(\mathbf{T}, \mathbf{I}^{(\Delta x, \Delta y, \theta)})$$

- L'applicazione diretta di questa misura di similarità raramente dà buoni risultati a causa di:
  - **distorsione** non lineare della pelle;
  - **condizioni della pelle** e **pressione** sul sensore possono determinare immagini con luminosità, contrasto e spessore delle ridge differenti;
  - l'applicazione della formula è **computazionalmente molto onerosa**.

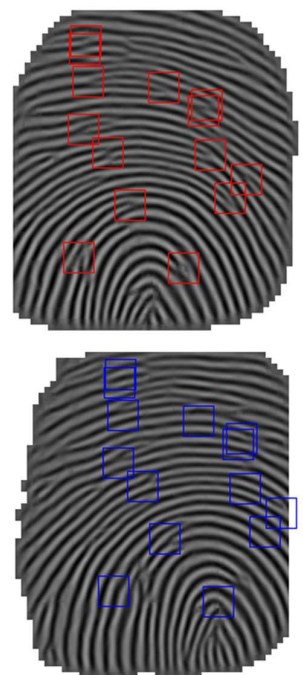
## Matching basato su correlazione (3)



Coppie di immagini della stessa impronta e valore assoluto della loro differenza nel migliore allineamento

## Matching basato su correlazione locale

- Il problema della distorsione della pelle è solitamente affrontato operando una **correlazione a livello locale**.
- Dall'immagine template T è estratto un insieme di regioni locali e ciascuna di esse è correlata separatamente con l'intera immagine di input I.
- Le regioni possono essere selezionate in base a diversi criteri:
  - copertura **completa** di T (**con** o **senza sovrapposizione**);
  - selezione di regioni "interessanti" (es. *regioni circostanti le minuzie* o con ridge a *elevata curvatura*).
- La correlazione stimata nelle diverse regioni può essere combinata per ottenere uno score finale.
- Talvolta è eseguito un passo di consolidamento verificando la relazione spaziale tra le regioni del template e quelle dell'impronta per le quali la correlazione è massima.



## Calcolo efficiente della correlazione

- Il **teorema della correlazione** afferma che calcolare la correlazione nel dominio spaziale (operatore  $\otimes$ ) equivale a effettuare una moltiplicazione punto a punto nel dominio di Fourier.

$$\mathbf{T} \otimes \mathbf{I} = F^{-1}(F^*(\mathbf{T}) \times F(\mathbf{I}))$$

dove  $F(\cdot)$  è la trasformata di Fourier di un'immagine,

$F^{-1}(\cdot)$  è la trasformata di Fourier inversa, "\*" indica il complesso coniugato e "×" indica il prodotto punto a punto dei due vettori.

- Il risultato è un'**immagine di correlazione** il cui valore nel pixel  $[x,y]$  indica la correlazione tra  $\mathbf{T}$  e  $\mathbf{I}$  quando la traslazione è pari a  $\Delta x = x$  e  $\Delta y = y$ . Il valore di correlazione dipende dall'energia dell'immagine e può essere basso.
- Spesso si ottengono risultati migliori usando il **Symmetric Phase Only Filter (SPOF)**:

$$\mathbf{T} \otimes_{\text{SPOF}} \mathbf{I} = F^{-1}\left(\frac{F^*(\mathbf{T})}{|F(\mathbf{T})|} \times \frac{F(\mathbf{I})}{|F(\mathbf{I})|}\right)$$

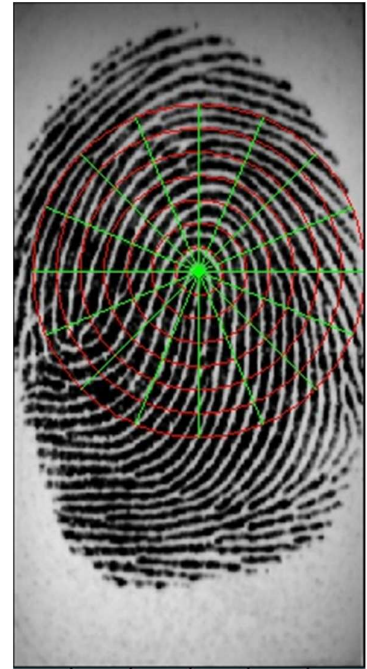
## Matching basato su informazioni di tessitura globali e locali

- Tessitura**: ripetizione spaziale di elementi di base, caratterizzata da proprietà quali scala, orientazione, frequenza, simmetria, isotropia, ecc.
- Le **ridge line** delle impronte digitali sono caratterizzate principalmente da **orientazione e frequenza regolari**, a eccezione di **regioni singolari** che rappresentano punti di discontinuità in un pattern regolare.
- Le regioni singolari sono costituite da **loop** e **delta** a livello di macro-caratteristiche, e da **minuzie** a livello di micro-caratteristiche.



# FingerCode

- L'area d'interesse dell'impronta è partizionata rispetto al core (e se non esiste rispetto a un punto di massima curvatura).
- Il vettore di feature rappresentativo dell'immagine si ottiene concatenando le informazioni locali estratte da ciascun settore definito dal partizionamento.
- I singoli elementi del vettore di feature catturano l'informazione locale di tessitura, mentre la loro enumerazione ordinata all'interno del vettore descrive la relazione globale che sussiste tra i contributi locali.



A.K. Jain, S. Prabhakar, L. Hong, S. Pankanti, "Filterbank-Based Fingerprint Matching", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, pp. 846-859, 2000.

## FingerCode: definizione dei settori

- L'area d'interesse è definita come un insieme di settori  $S_i$ , dove l' $i$ -esimo settore  $S_i$  è calcolato in base ai parametri  $(r, \theta)$  come segue:

$$S_i = \{(x, y) | b(T_i + 1) \leq r < b(T_i + 2) \\ \theta_i \leq \theta < \theta_{i+1}, 1 \leq x \leq N, 1 \leq y \leq M\}$$

dove:

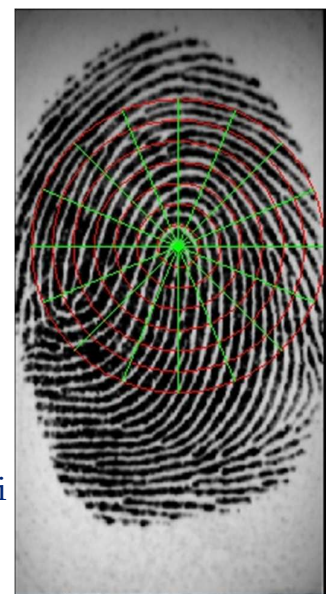
$$T_i = i \operatorname{div} k$$

$$\theta_i = (i \operatorname{mod} k) \times (2\pi / k)$$

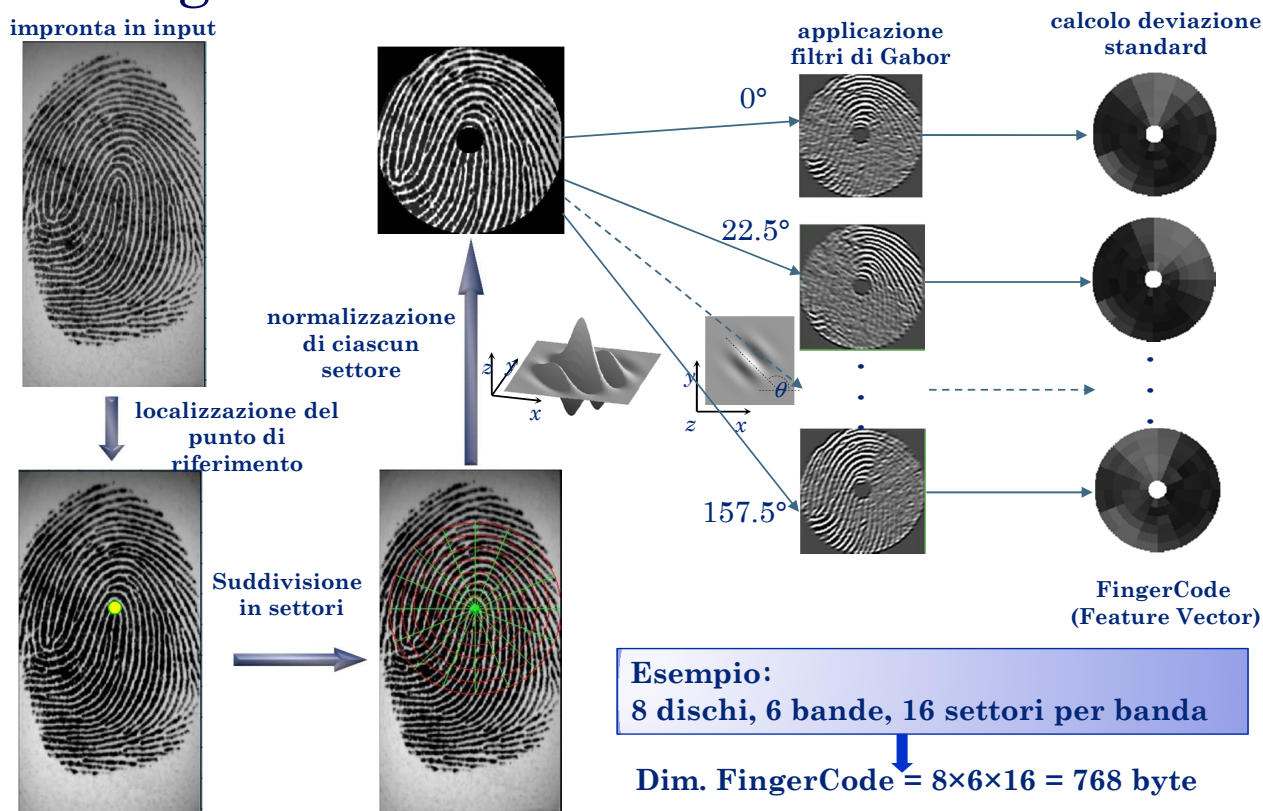
$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}$$

$$\theta = \tan^{-1}((y - y_c) / (x - x_c))$$

- $b$  è la larghezza di ogni banda
- $k$  è il numero di settori di ogni banda
- $i=0, \dots, (B \times k - 1)$
- $B$  è il numero di bande concentriche
- $N \times M$  è la dimensione dell'immagine
- $x_c, y_c$  le coordinate del core



## FingerCode: estrazione delle feature



## FingerCode: feature vector

- Sia  $F_{i\theta}(x,y)$  il settore  $S_i$  dell'immagine ottenuta applicando il filtro con orientazione  $\theta$ .
- L'elemento  $V_{i\theta}$  del vettore di feature è dato dalla media della deviazione assoluta dal valore medio, definita come:

$$V_{i\theta} = \frac{1}{n_i} \left( \sum_{n_i} |F_{i\theta}(x,y) - P_{i\theta}| \right)$$

dove

- $n_i$  è il numero di pixel in  $S_i$
- $P_{i\theta}$  è il valore medio dei pixel di  $F_{i\theta}(x,y)$

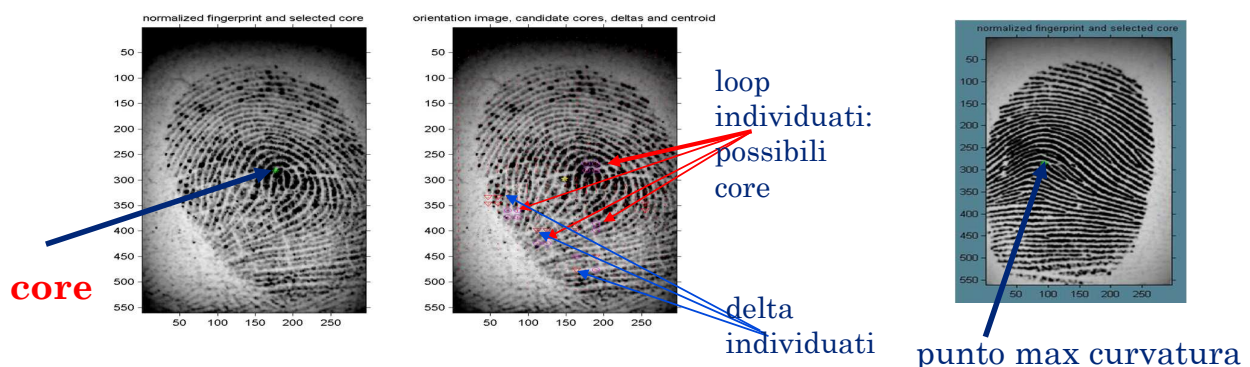
# FingerCode: matching



Il matching di due impronte si traduce nel confronto dei rispettivi FingerCode, ovvero semplicemente nel calcolarne la distanza euclidea.

# Localizzazione del punto di riferimento

1. Calcolo dell'immagine direzionale
2. Smoothing dell'immagine direzionale
3. Ricerca del core tramite l'indice di Poincaré: tra i loop candidati si sceglie il picco con area massima più a nord
4. Se il passo 3 fallisce (es. impronte di tipo arch) si utilizza uno stadio aggiuntivo di ricerca del punto di massima curvatura



## Limiti del FingerCode (1)

- **Non robusto rispetto a possibili rotazioni.**
- Possibile soluzione:
  - Ruotare  $n$  volte ogni disco del FingerCode ottenendo così  $n$  codici.
  - In fase di matching si calcolano  $n$  distanze euclidee confrontando il FingerCode in input con gli  $n$  FingerCode del template.
  - Lo score è determinato dalla **distanza euclidea minima.**

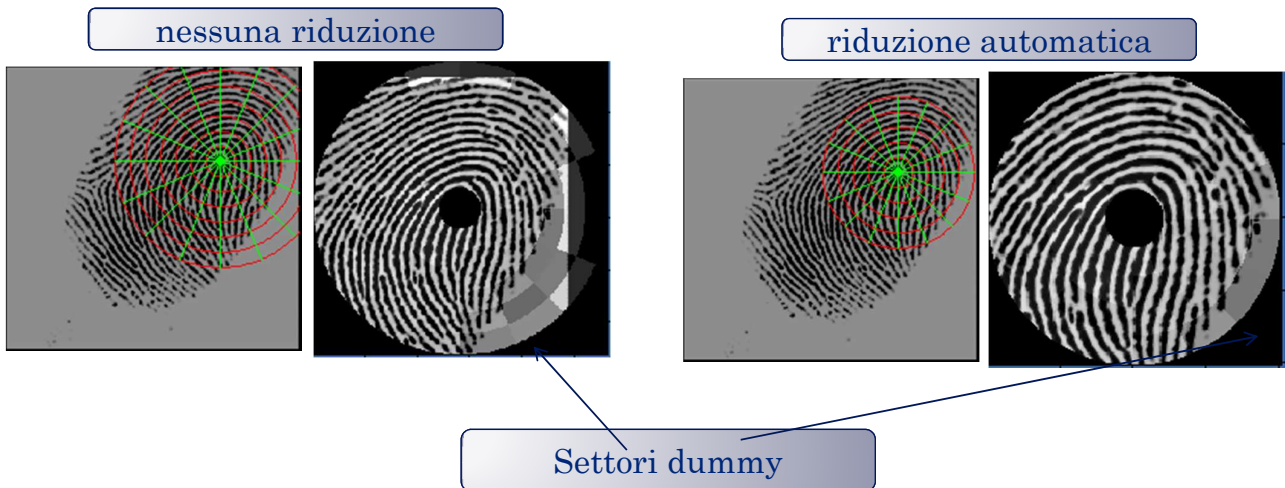
## Limiti del FingerCode (2)

- Ad esempio per rendere il metodo tollerante alle rotazioni, in fase di enrollment di un'impronta:
  - a) si ruota ogni disco del FingerCode ciclicamente, considerando 5 passi di rotazione a  $-45^\circ$ ,  $-22.5^\circ$ ,  $0^\circ$ ,  $+22.5^\circ$ ,  $+45^\circ$ ; **si ottengono così 5 FingerCode**
  - b) si ruota l'immagine di  $11.25^\circ$  e si calcola un nuovo FingerCode, a cui si applicano 5 rotazioni; si ottengono **ulteriori 5 FingerCode**
- In fase di matching 1:1 si calcolano **10 distanze euclidee**: il FingerCode in input viene confrontato con i 10 FingerCode del template registrato. **Lo score è la minima tra le 10 distanze.**



## Limiti del FingerCode (3)

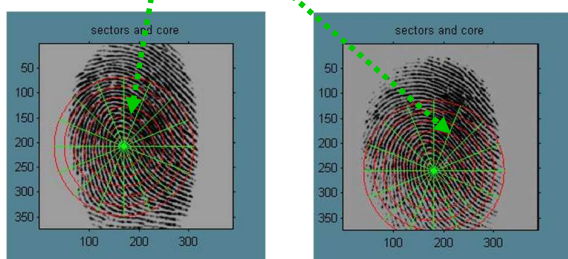
- Problemi quando il core è vicino al bordo dell'impronta
- Possibile soluzione:
  - Alcuni settori sono marcati come dummy e non sono considerati in fase di matching



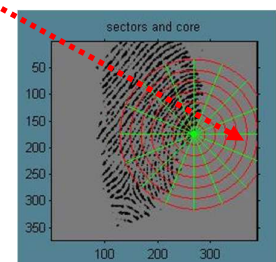
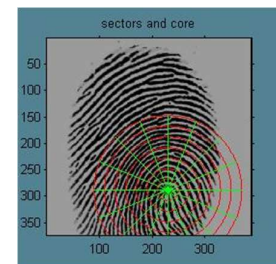
La modalità “nessuna riduzione” aumenta la porzione d’interesse ma in genere comporta più settori dummy

## Analisi di alcuni errori

- Oltre a errori di localizzazione del core (ad es.  $> 20$  pixel):
  - **cause di errore in test genuine:**
    1. informazione assente o insufficiente in alcuni settori (traslazioni, porzioni diverse, rotazioni)
    2. scarso contrasto, scarsa qualità, distorsione
  - **cause di errore in test impostor:**
    1. analogie strutturali nel disegno dell'impronta
    2. scarso contrasto tra le ridge, scarsa qualità



due impronte right loop di due diverse dita



2 impronte diverse dello stesso dito

## Pregi e difetti - FingerCode

### ► Pregi :

- template compatto di lunghezza fissa
- matching efficiente
- robusto alle rotazioni e traslazioni con pochi settori dummy
- idoneo per immagini di grande dimensione, ben centrate e di media-buona qualità
- alternativa valida laddove non si estraggono le minuzie
- metrica euclidea che consente applicazioni di indexing e generazione di chiavi hash biometriche

### ► Difetti :

- dipendenza da un solo punto di riferimento (core)
- poco robusto rispetto a marcate traslazioni, rotazioni, distorsioni, scarsa qualità dell'impronta
- non idoneo per sensori di piccola-media area d'acquisizione
- non idoneo per utenti non bene addestrati
- estrazione feature onerosa

### ► Ulteriori varianti:

- template multipli e uso di classificatori
- approcci ibridi (abbinamento con minuzie, tessellazioni non circolari, ...)