

Impronte digitali

Classificazione

Annalisa Franco
annalisa.franco@unibo.it

Dario Maio
dario.maio@unibo.it

Classificazione di impronte

- **Obiettivo: determinare la classe d'appartenenza di un'impronta (dato un insieme di classi possibili).**
 - Può risultare utile per ridurre il numero di confronti necessari per il matching.
 - Mentre il matching avviene, in molti casi, sulla base delle minuzie, la classificazione si basa solitamente su caratteristiche globali:
 - **ridge pattern**
 - **singularità**
 - **immagine direzionale**
 - **risposta a filtri di Gabor**



L'importanza della classificazione

- L'identificazione di un individuo attraverso le impronte digitali richiede il confronto di un'impronta con tutte quelle presenti in archivio.
- Gli archivi raggiungono enormi dimensioni: milioni di impronte nei sistemi **IAFIS** (Integrated Automated Fingerprint Identification Service). Ricorrendo a un sistema di classificazione e indexing delle impronte digitali è possibile ottenere prestazioni accettabili in fase di ricerca.
- Le modalità operative di identificazione negli IAFIS sono:
 - ✓ **ten-print based identification: disponibilità delle impronte delle dieci dita**
 - ✓ **latent fingerprint identification: disponibilità di un'impronta latente prelevata sulla scena del crimine**



Classi di impronte (1)



Arch

- Ridge che entrano da un lato, salgono formando una piccola protuberanza ed escono dalla parte opposta.
- Non presentano loop e delta.



Tented arch

- Simile alla classe arch (plain), ma con almeno una ridge che presenta curvatura elevata.
- Presenta 1 loop e 1 delta.



Right loop

- Caratterizzata da una o più ridge che entrano dal lato destro, curvano ed escono nuovamente dal lato destro.
- Presenta 1 loop e 1 delta.

Classi di impronte (2)



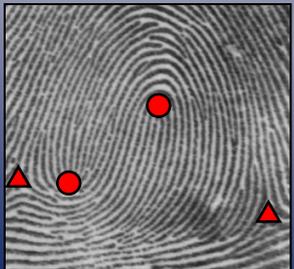
Left loop

- Simile alla right loop, ma le ridge line entrano ed escono dal lato sinistro.
- Presenta 1 loop e 1 delta.



Whorl (plain)

- Caratterizzata da almeno una ridge che effettua un giro completo di 360° attorno al centro dell'impronta.
- Presenta 2 loop (=1 whorl) e 2 delta.



Whorl (twin loop)

- Presenta un double loop (=1 whorl) e 2 delta.

Classi di impronte adottate da FBI



Plain Arch



Tented Arch



Right Loop



Left Loop



Plain Whorl

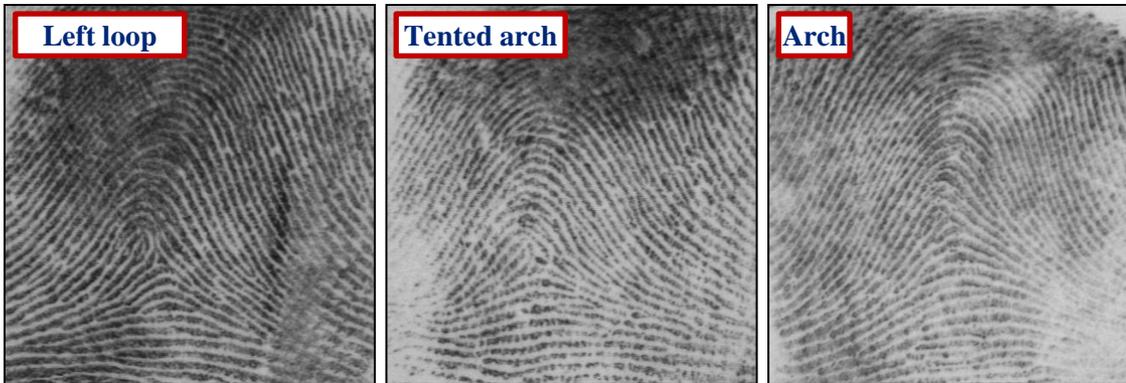


Central Pocket Double Loop



Accidental Whorl

Variabilità inter- e intra-classe



Tre impronte che appartengono a **classi diverse** ma che hanno sembianze simili (**piccola variabilità inter-classe**).

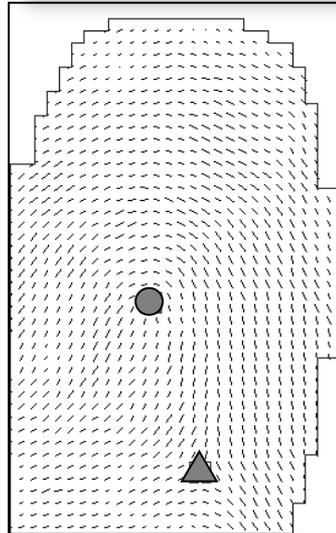


Tre impronte che appartengono alla **stessa classe** che hanno caratteristiche molto differenti (**grande variabilità intra-classe**).

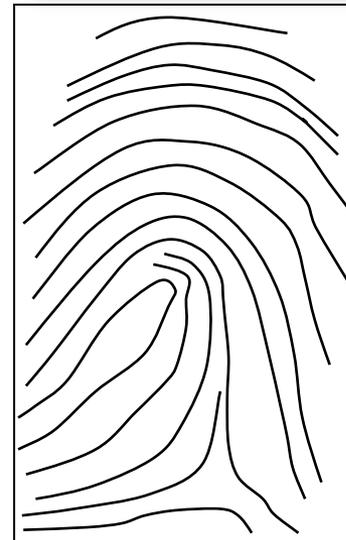
Feature per la classificazione



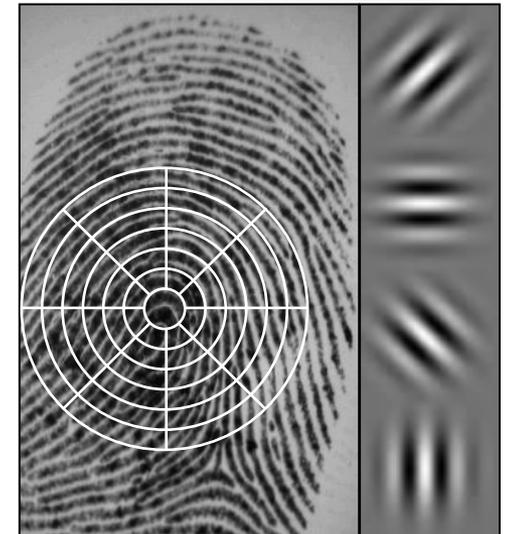
Immagine
direzionale e
singolarità



Flusso delle
ridge line



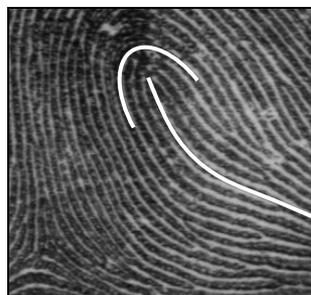
Risposta ai
filtri di
Gabor



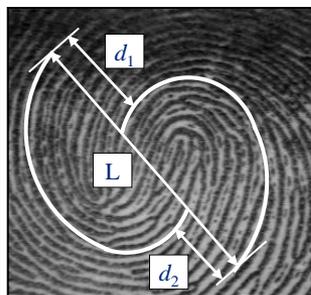
Classificazione: basata su regole

- Regole tipiche applicate da un esperto umano

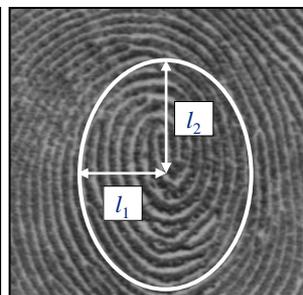
| Fingerprint class | Singular points |
|------------------------------------|---------------------------------------|
| Arch | No singular points |
| Tented arch, Left loop, Right loop | One loop and one delta |
| Whorl | Two loops (or a whorl) and two deltas |



Central trace



$$\text{Twiness} = \frac{d_1 + d_2}{L}$$



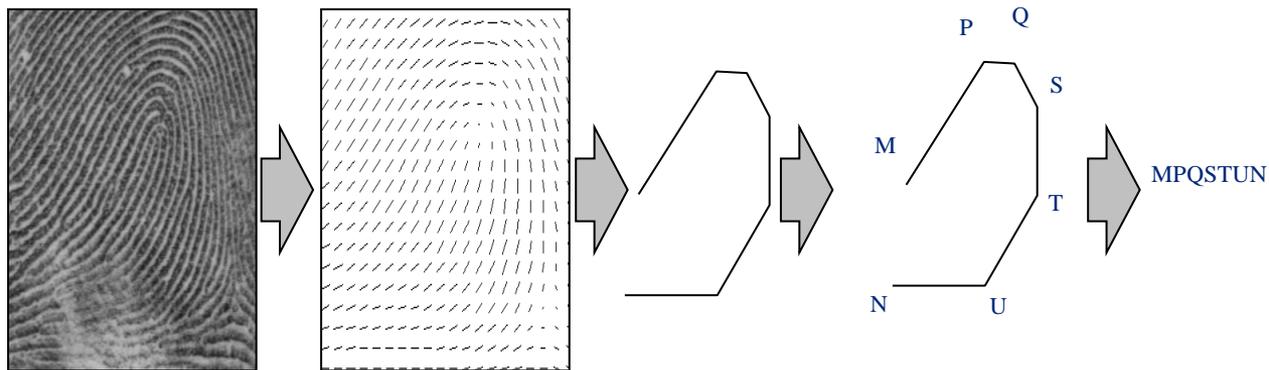
$$\text{Flatness} = \frac{l_2}{l_1}$$

Esempio

- Uso dell'indice di Poincaré per trovare le singolarità e prima classificazione
- Raffinamento tramite determinazione del flusso con una traccia centrale

Classificazione: approcci sintattici

- Descrivono i pattern con simboli terminali e regole di produzione; si definisce una **grammatica** per ogni classe e si adotta un processo di parsing per la classificazione di ogni pattern.



Uno schema di costruzione di una stringa

Classificazione: approcci basati su singolarità

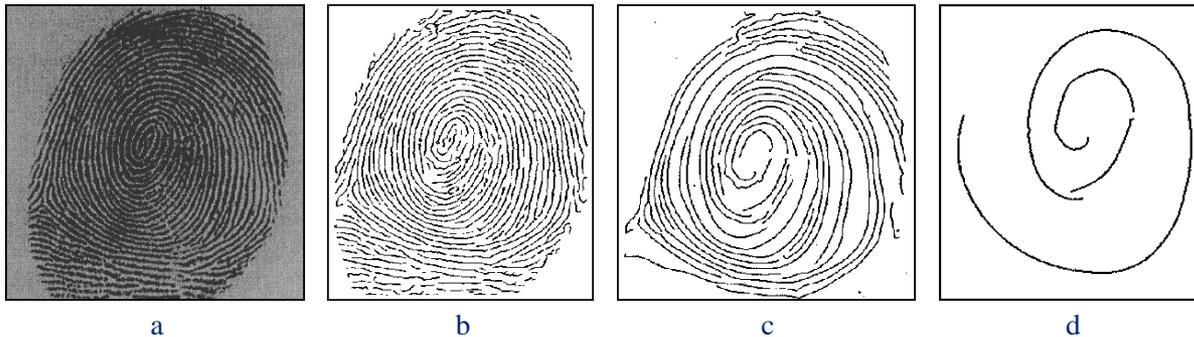
- Approcci che usano numero e disposizione delle singolarità, e alcune misure caratterizzanti la forma e l'orientazione delle flow-line.

Nel metodo di Karu e Jain (1996) si applica iterativamente una regolarizzazione dell'immagine direzionale fino a quando non si determina un numero lecito di singolarità.

1. Nessuna coppia core-delta → Arch
2. Una coppia core-delta → Tented Arch o Loop
3. Due coppie core-delta → Whorl
4. Più di due coppie core-delta → si ripete il processo di regolarizzazione.

Classificazione: approcci geometrici

- Metodi che usano la forma geometrica delle ridge line



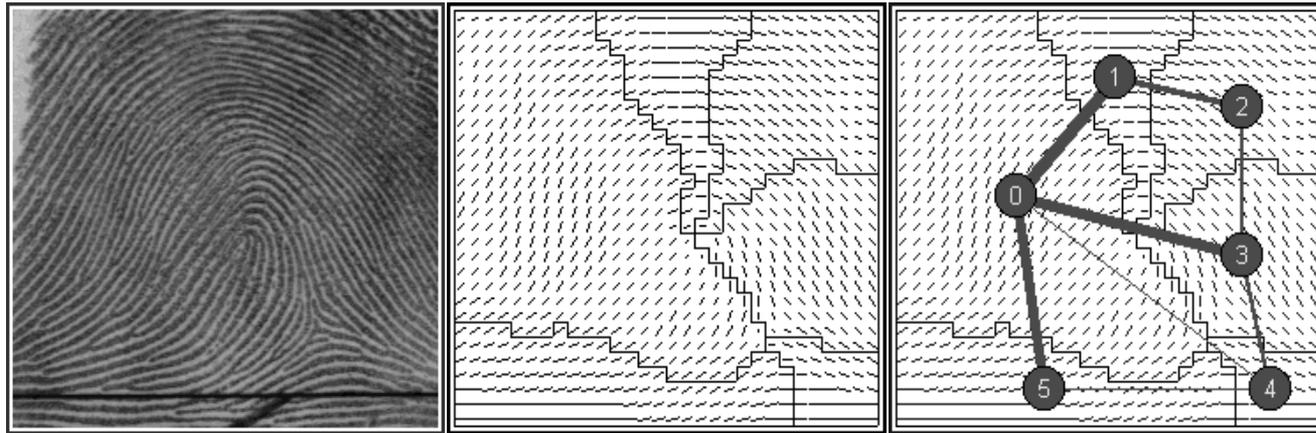
Chong et al. (1997) estraggono le ridge-line e le modellano attraverso B-spline. La classificazione è eseguita percorrendo le curve ottenute alla ricerca di eventuali cambi (turn) di direzione

1. Due turn con svolte in senso opposto → Double Loop
2. Due turn con svolte nello stesso senso → Whorl
3. Un turn → Loop
4. Nessun turn → Arch

Classificazione: approcci strutturali (1)

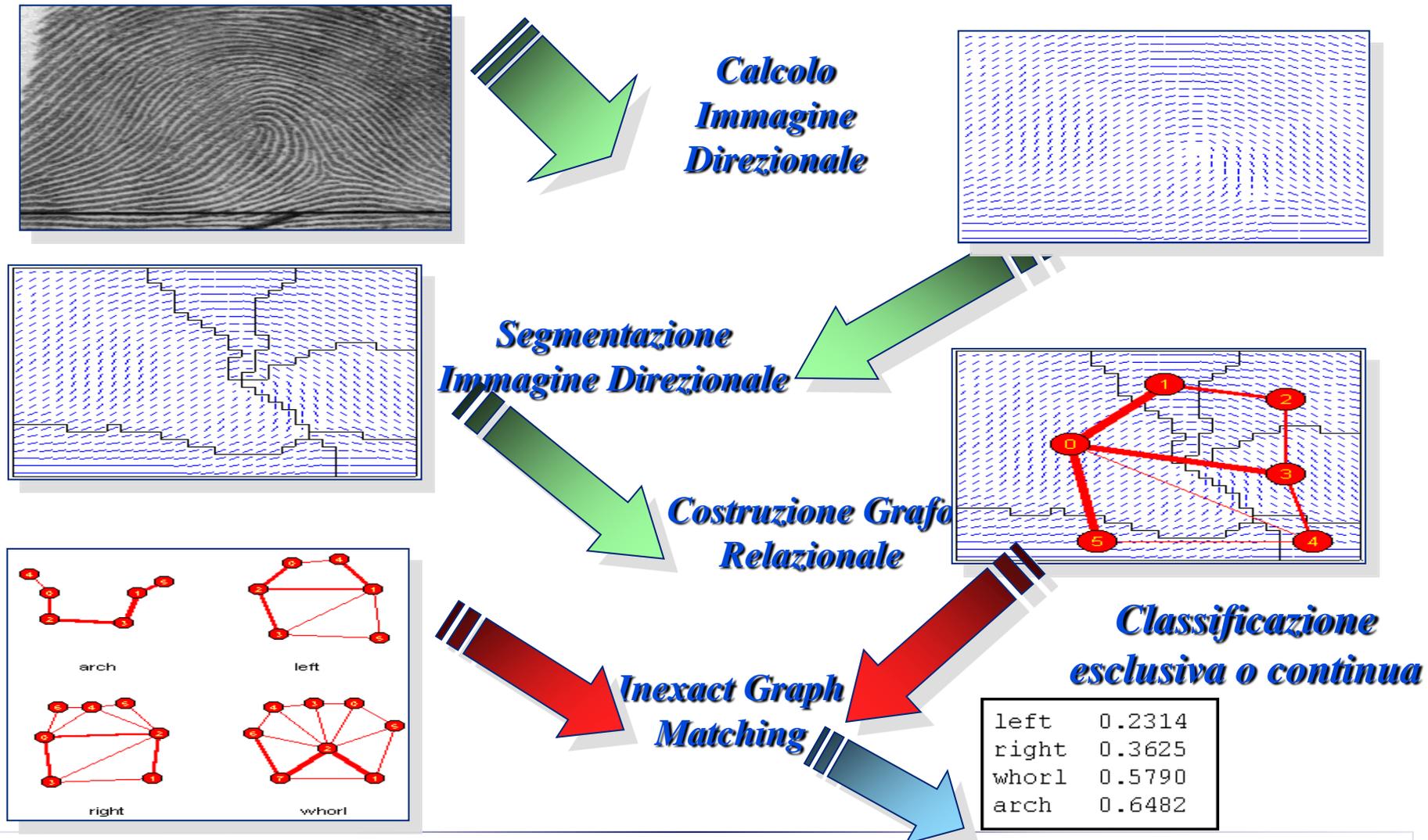
- Gli approcci strutturali si basano sulla rappresentazione di caratteristiche di basso livello in strutture di alto livello.
- Spesso si fa ricorso ad **alberi** e **grafi** che permettono una rappresentazione gerarchica.
- L'immagine direzionale è molto adatta a questa rappresentazione strutturale:
 - può essere partizionata in regioni caratterizzate da orientazioni "omogenee";
 - le regioni individuate e le relazioni che le legano forniscono informazioni utili per la classificazione.
- **Vantaggi:**
 - invarianza a rotazioni e traslazioni;
 - possibilità di gestire impronte parziali.
- **Svantaggi:**
 - è difficile partizionare l'immagine in regioni omogenee, soprattutto a causa del rumore.

Classificazione: approcci strutturali (2)



- Il partizionamento dell'immagine in regioni avviene minimizzando una funzione di costo che considera la varianza delle orientazioni degli elementi di ciascuna regione.
- Il grafo ottenuto è poi confrontato con alcuni **grafi prototipo** di ciascuna classe.

Classificazione: approcci strutturali (3)



Classificazione: approcci strutturali (4)

Evoluzione del metodo

Le segmentazioni ottenute da impronte simili possono risultare a volte molto diverse strutturalmente



Necessità di ridurre i gradi di libertà del processo di segmentazione

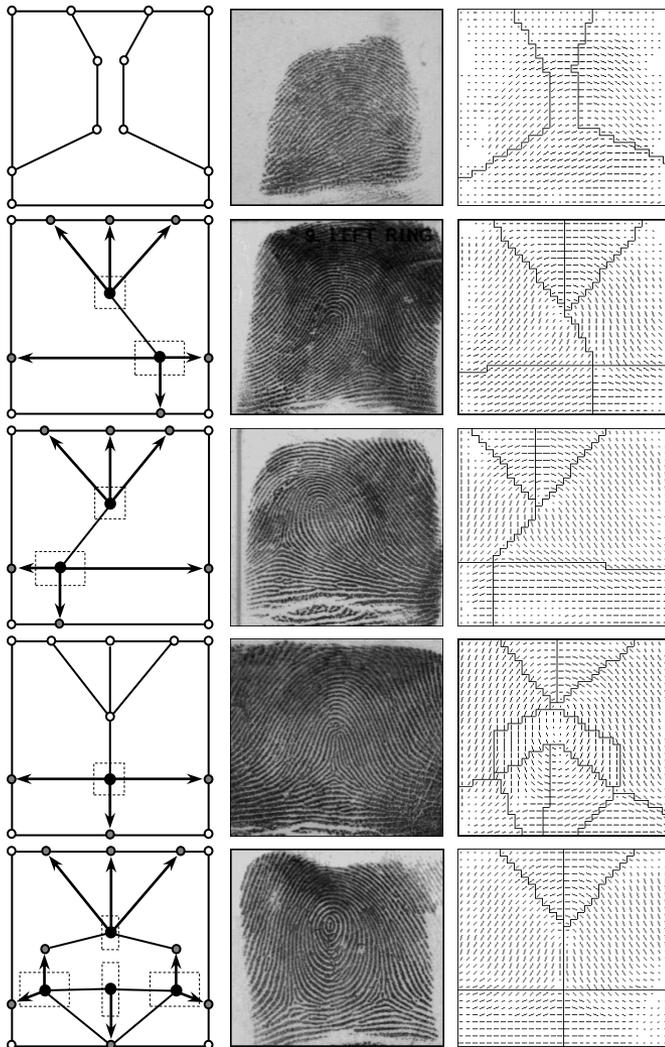


Idea di effettuare una segmentazione guidata



Nuovo approccio basato su maschere dinamiche

Classificazione: approcci strutturali (5)



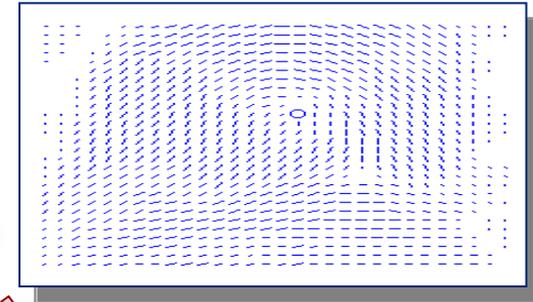
- Questo approccio, che rappresenta un'estensione del metodo basato su graph matching, effettua un matching basato su template per guidare il partizionamento dell'immagine direzionale.
- L'idea di base è quella di effettuare una **segmentazione "guidata" dell'immagine direzionale** allo scopo di ridurre drasticamente i gradi di libertà e aumentando di conseguenza la stabilità del metodo.
- Il metodo si basa su un **set di maschere** definite dinamicamente, derivate direttamente dalle classi di impronte più comuni.
- Le maschere sono usate per guidare il partizionamento dell'immagine direzionale in zone omogenee; **l'uso di maschere permette una semplificazione del graph matching.**

Classificazione: approcci strutturali (6)

Maschere dinamiche



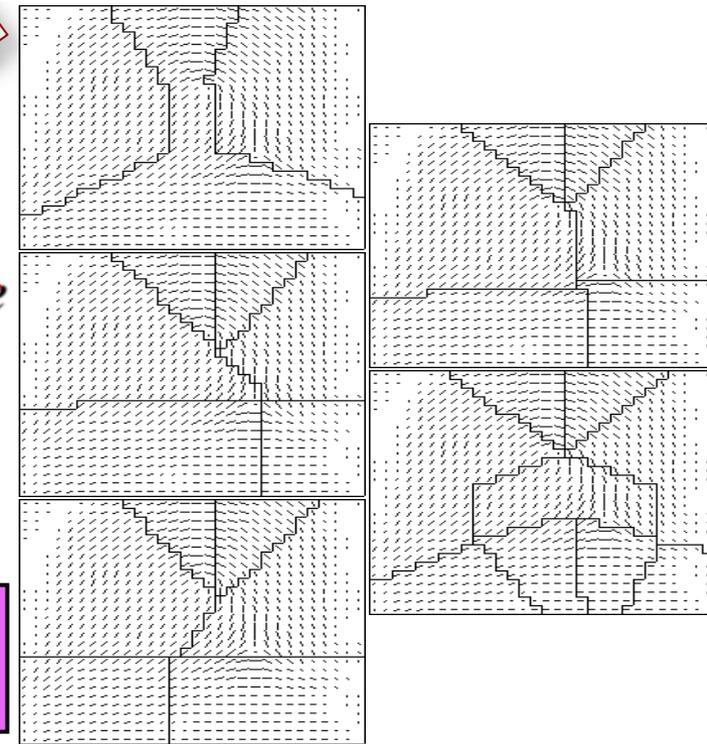
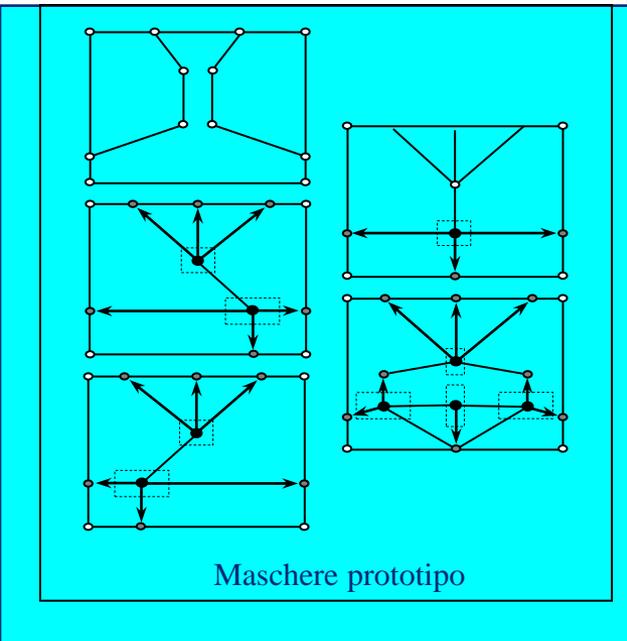
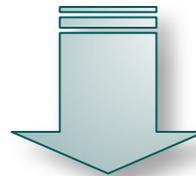
*Calcolo Immagine
Direzionale*



*Segmentazione con
maschere
dinamiche*



*Calcolo e normalizzazione
costi*



| | |
|--------------|---------------|
| Arch 0.2630 | Tented 0.1978 |
| Left 0.1385 | Whorl 0.1809 |
| Right 0.2198 | |

Classificazione: approcci strutturali (7)

Esempio di maschera dinamica

$$f_x(v_1) = \text{fisso} \quad f_y(v_1) = \text{fisso}$$

$$f_x(v_2) = v_6 \quad f_y(v_2) = \text{fisso}$$

$$f_x(v_3) = v_6 \quad f_y(v_3) = \text{fisso}$$

$$f_x(v_4) = v_6 \quad f_y(v_4) = \text{fisso}$$

$$f_x(v_5) = \text{fisso} \quad f_y(v_5) = \text{fisso}$$

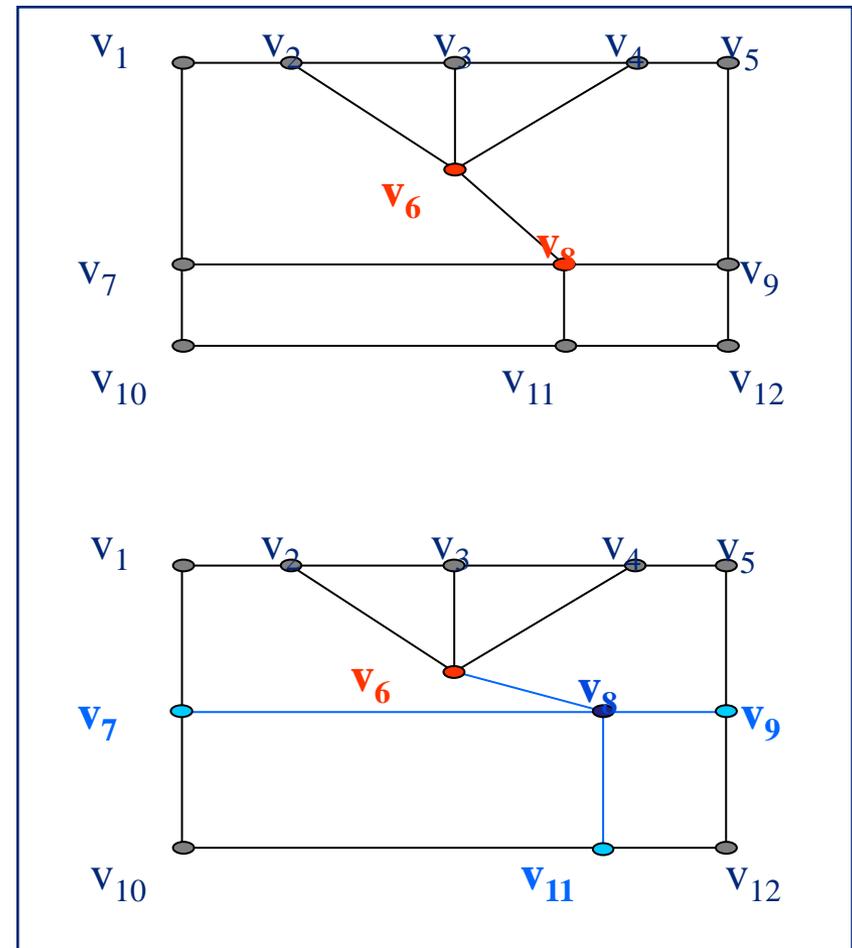
$$f_x(v_7) = \text{fisso} \quad f_y(v_7) = v_8$$

$$f_x(v_9) = \text{fisso} \quad f_y(v_9) = v_8$$

$$f_x(v_{10}) = \text{fisso} \quad f_y(v_{10}) = \text{fisso}$$

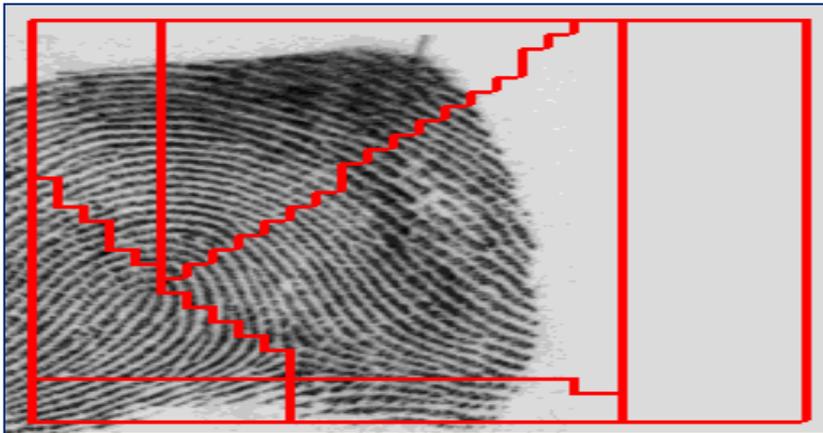
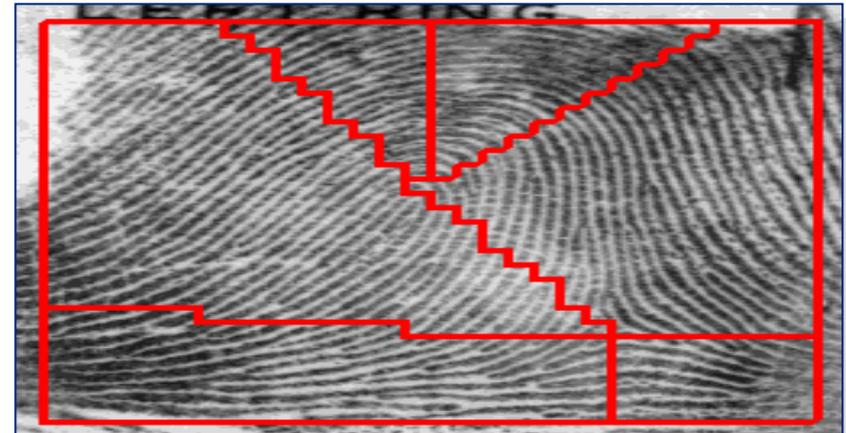
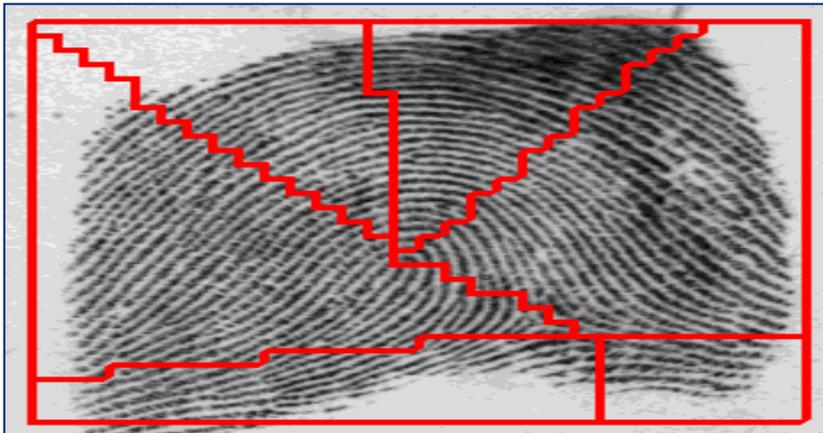
$$f_x(v_{11}) = v_8 \quad f_y(v_{11}) = \text{fisso}$$

$$f_x(v_{12}) = \text{fisso} \quad f_y(v_{12}) = \text{fisso}$$



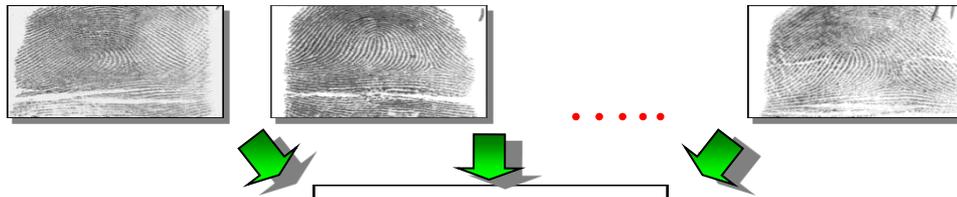
Classificazione: approcci strutturali (8)

Esempi d'applicazione di maschera dinamica



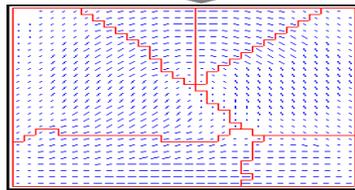
Classificazione: approcci strutturali (9)

Costruzione di un prototipo di maschera

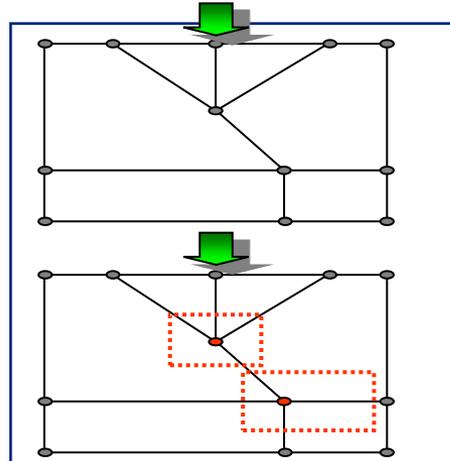


Scelta delle impronte da utilizzare per la costruzione del prototipo

Costruzione dell'immagine direzionale prototipo



Segmentazione mediante un algoritmo genetico



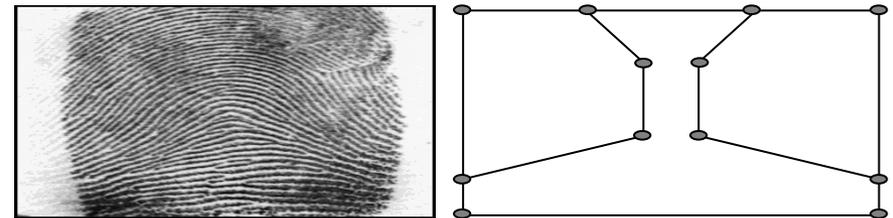
Astrazione di una figura vettoriale composta da un insieme di vertici e segmenti

Scelta degli eventuali vertici dinamici, dei loro intervalli di mobilità e definizione delle dipendenze

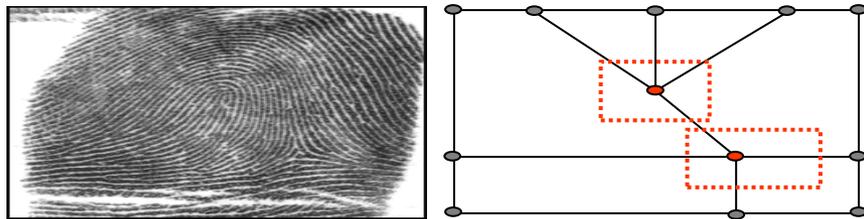
Classificazione: approcci strutturali (10)

Il set di maschere è stato ricavato dallo schema di classificazione esclusiva utilizzato dalla maggior parte dei metodi presenti in letteratura.

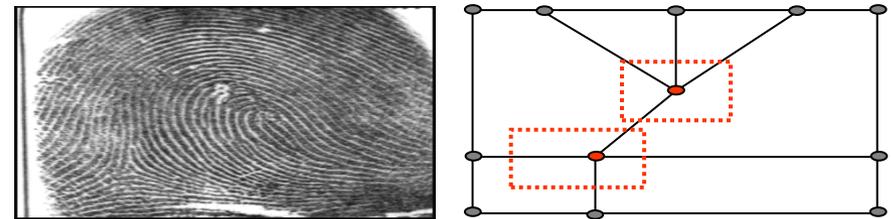
Maschera Arch



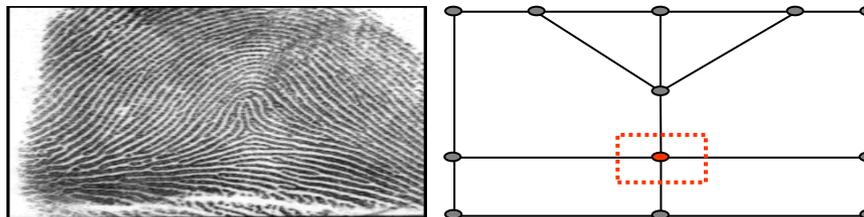
Maschera Left



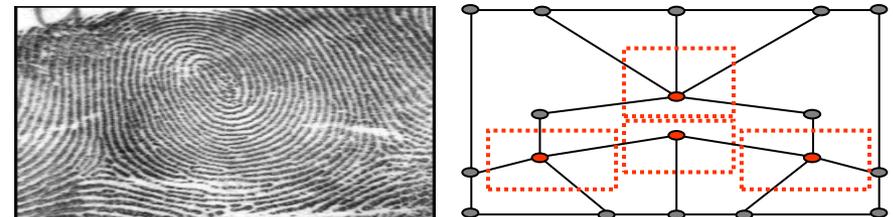
Maschera Right



Maschera Tented



Maschera Whorl

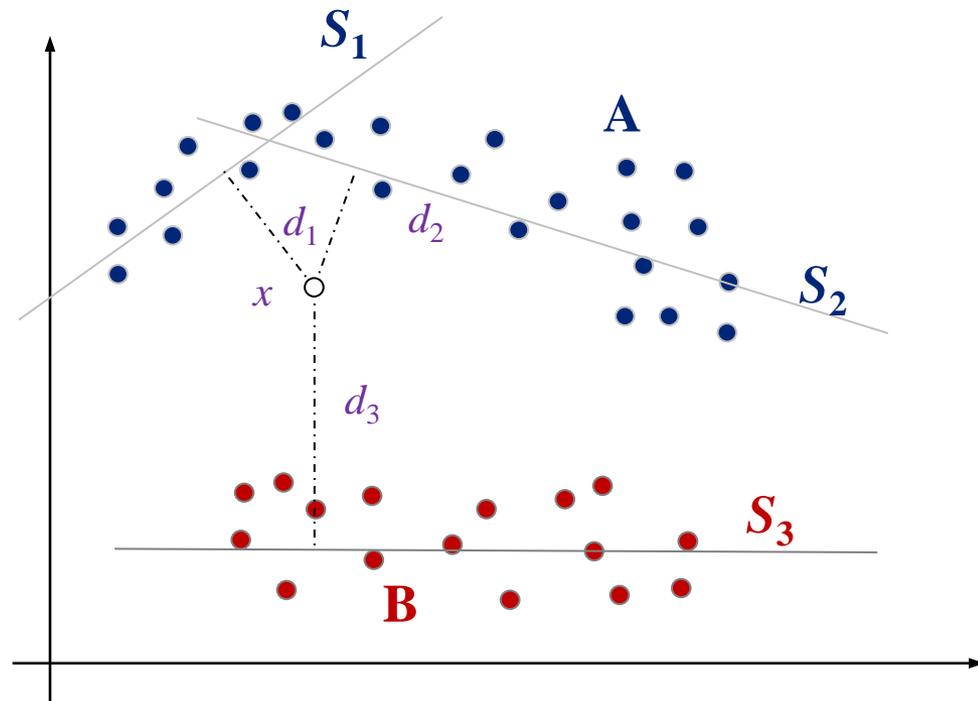


Classificazione: approcci statistici (1)

- Negli approcci statistici ogni impronta è rappresentata con un vettore di feature di lunghezza fissa.
- Per la classificazione si fa ricorso a un generico classificatore.
- Classificatore più usato:
 - Nearest neighbor:
 - nello spazio originale
 - in uno spazio ridotto ottenuto applicando tecniche di riduzione di dimensionalità (es. trasformata KL)

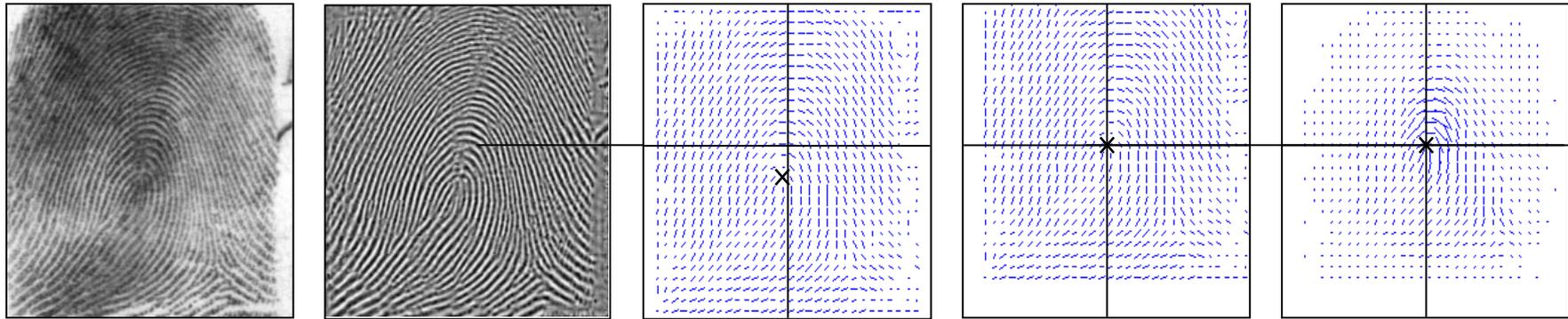
Classificazione: approcci statistici (2)

- Metodo basato su **trasformata MKL** (generalizzazione multi-spazio della trasformata KL).
- Per ogni classe sono creati uno o più sottospazi rappresentativi delle impronte appartenenti alla classe.
- Il numero di sottospazi è fissato a priori a seconda della complessità di ciascuna classe.
- Un'impronta in input è associata alla classe rappresentata dallo spazio più vicino in base alla **distanza dallo spazio**.



Esempio: due sottospazi (S_1, S_2) e un sottospazio (S_3) sono usati rispettivamente per rappresentare le classi A e B

Classificazione: approcci statistici (3)



Enhancement
dell'impronta

Calcolo
immagine
direzionale

Registrazione
immagine
direzionale

Enhancement
immagine
direzionale

Estrazione feature ed enhancement

Classificazione

Calcolo delle
distanze dai
sottospazi

Proiezione
su cinque
sottospazi

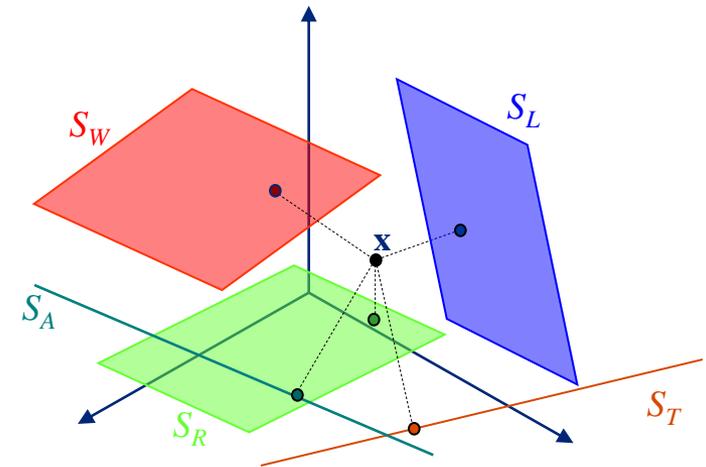
Classificazione mediante MKL

Classificazione: approcci statistici (4)

- Insieme di sottospazi KL: $S = \{S_A, S_L, S_R, S_W, S_T\}$
 - Ogni sottospazio S_c è identificato da:
 - ✓ Vettore medio $\bar{\mathbf{x}}_c = \frac{1}{m_c} \sum_{\mathbf{x} \in P_c} \mathbf{x}$
 - ✓ Matrice di proiezione $\Phi_c \in \mathbb{R}^{n \times k_c}$

Dato un vettore \mathbf{x} corrispondente a un'impronta sconosciuta:

1. Le distanze dai cinque sottospazi KL sono calcolate
2. L'impronta è assegnata alla classe corrispondente allo spazio più vicino



Classificazione: reti neurali

- La maggior parte degli approcci basati su reti neurali usano un **multilayer perceptron** che utilizza gli elementi dell'immagine direzionale come feature.
- Il metodo più noto appartenente a questa categoria è stato proposto nel 1994 da alcuni ricercatori (Wilson, Candela e Watson) del NIST.

Il vettore di feature utilizzato si ottiene applicando una tecnica di riduzione di dimensionalità al vettore originale.

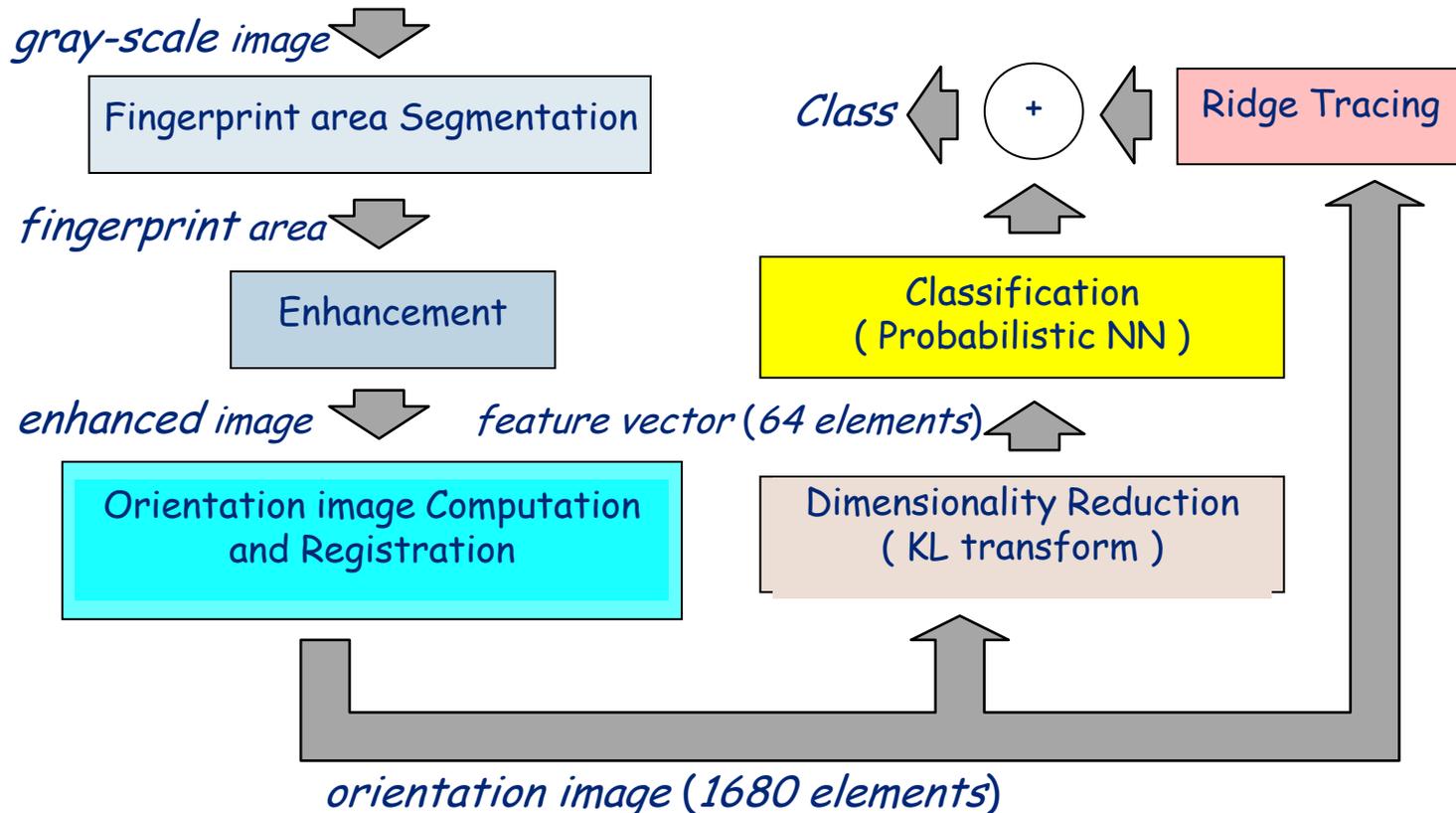
Classificazione: multi-classificatori (1)

- Classificatori diversi possono fornire informazioni complementari per la classificazione, permettendo così di ottenere prestazioni migliori.
- Esistono diverse possibilità di scelta per i classificatori da utilizzare e per la *regola di fusione* da adottare.

| | Distinct features | Distinct classifiers | Distinct training sets | Combination strategy |
|--------------------------------------|-------------------|----------------------|------------------------|-------------------------|
| Candela et al. (1995) | Yes | Yes | No | Rule-based |
| Jain, Prabhakar, and Hong (1999) | No | Yes | No | Sequential (two stages) |
| Cappelli, Maio, and Maltoni (2000a) | No | Yes | Yes | Majority vote rule |
| Senior (2001) | Yes | Yes | No | Neural network |
| Marcialis, Roli, and Frasconi (2001) | Yes | Yes | No | k-nearest neighbor |
| Yao et al. (2003) | Yes | Yes | No | k-nearest neighbor |
| Cappelli et al. (2003) | No | Yes | No | Sequential (two stages) |
| Shah and Sastry (2004) | Yes | Yes | No | Sequential (two stages) |
| Hong et al. (2008) | Yes | Yes | No | Bayes rule |

Classificazione: multi-classificatori (2)

- Candela et al. (1995) introdussero PCASYS (Pattern-level Classification Automation SYStem): una rete neurale probabilistica è accoppiata con un modulo ausiliario per la rilevazione di ridge

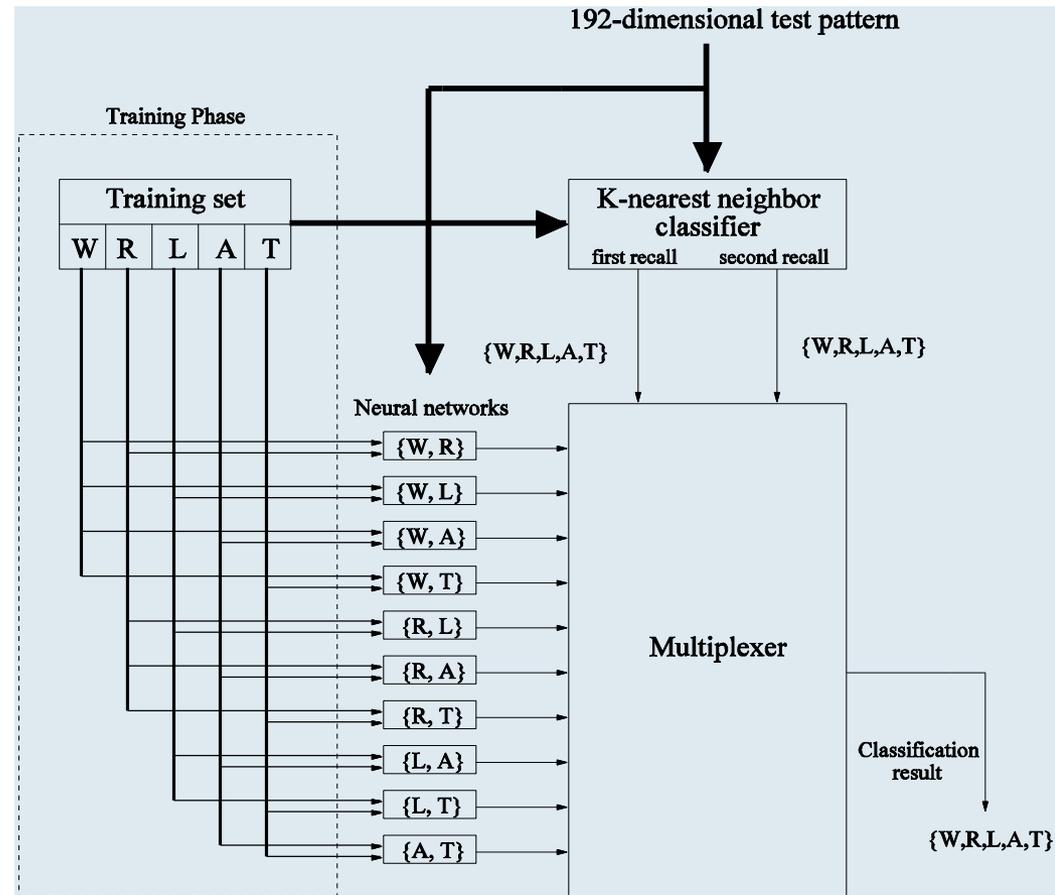


Classificazione: multi-classificatori (3)

- Jain, Prabhakar e Hong hanno proposto nel 1999 un metodo basato su due classificatori:

- classificatore k -nn per trovare le due classi più probabili usando un vettore di feature ottenuto con il metodo FingerCode;
- rete neurale addestrata appositamente per discriminare le due classi individuate (per decisione finale).

In totale sono addestrate 10 reti neurali per tutte le possibili coppie di classi.



Valutazione delle prestazioni

• Percentuale di errore

$$error\ rate = \frac{\text{number of misclassified fingerprints} \times 100}{\text{total number of fingerprints}} \%$$

• Accuratezza

$$accuracy = 100\% - error\ rate$$

• Matrice di confusione

- matrice costituita da una riga per ogni classe reale e una colonna per ogni classe ipotizzata da un algoritmo;
- la cella individuata dalla riga ***r*** e dalla colonna ***c*** riporta il numero di impronte appartenenti alla **classe *r*** assegnate alla **classe *c*** (correttamente o erroneamente).

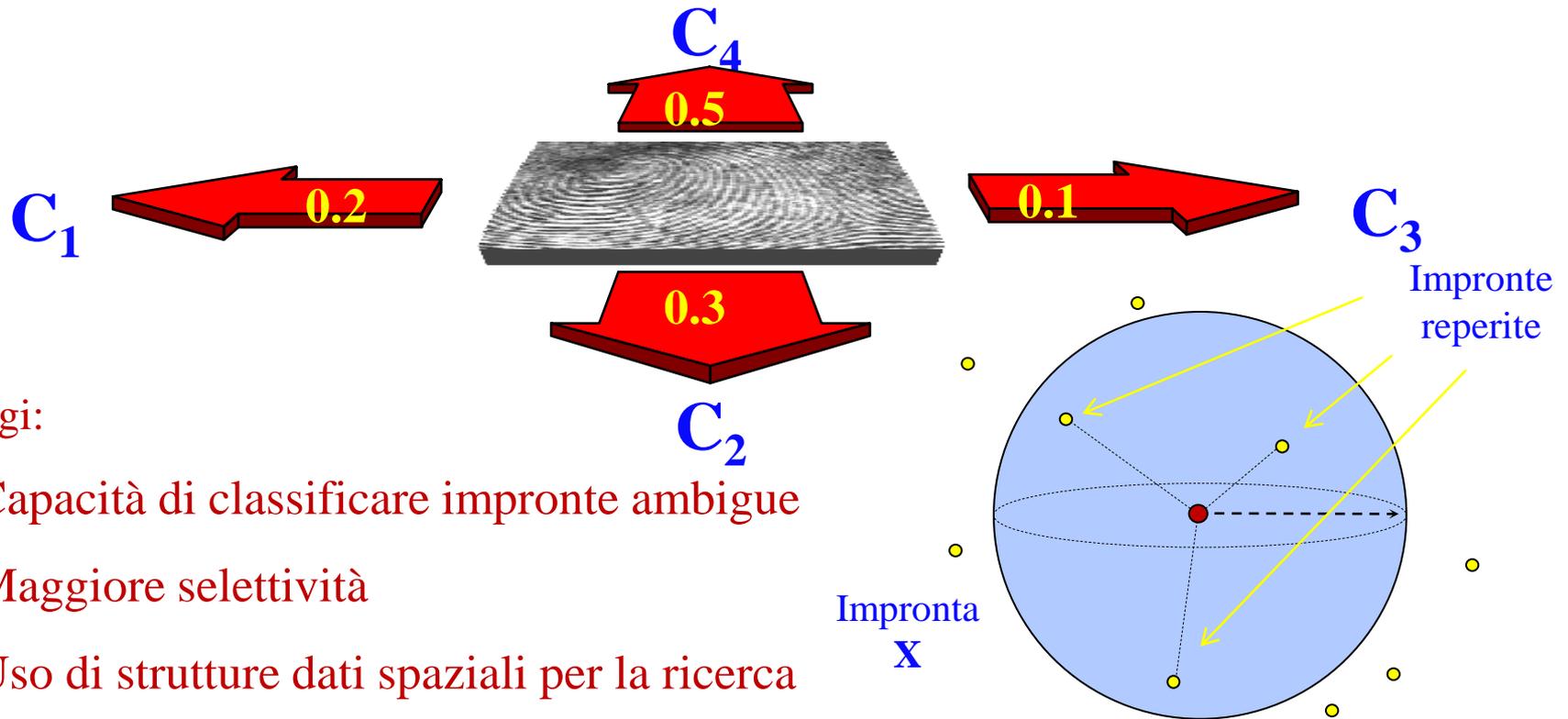
| True class | Hypothesized class | | | | |
|------------|--------------------|-----|-----|-----|-----|
| | A | L | R | W | T |
| A | 420 | 6 | 3 | 1 | 11 |
| L | 3 | 376 | 3 | 9 | 11 |
| R | 5 | 1 | 392 | 6 | 16 |
| W | 2 | 5 | 14 | 377 | 1 |
| T | 33 | 18 | 9 | 0 | 278 |

Indexing e retrieval

- Il problema principale degli schemi di classificazione discussi consiste nel fatto che il numero di classi è piccolo e **le impronte non sono uniformemente distribuite tra le classi**: più del 90% appartengono a tre classi (left loop, right loop e whorl).
- Per ricerche all'interno in un DB di impronte di grandi dimensioni è necessario far ricorso a tecniche che riducano significativamente il tempo di ricerca:
 - **sub-classificazione**
una singola classe è ulteriormente suddivisa sulla base di alcune caratteristiche distintive (es. ridge counting)
 - **classificazione continua** (Lumini, Maio e Maltoni, 1997):
le impronte non sono classificate in classi disgiunte ma a ciascuna è associato un vettore di caratteristiche ottenuto previa trasformazione che preserva la similarità.

Classificazione continua

Ogni impronta è caratterizzata da un vettore numerico che può essere utilizzato come chiave di accesso per la ricerca nel DB.



Vantaggi:

- 👍 Capacità di classificare impronte ambigue
- 👍 Maggiore selettività
- 👍 Uso di strutture dati spaziali per la ricerca

Indici basati sulle minuzie

- Alcuni ricercatori hanno proposto strutture d'indicizzazione basate sulle minuzie, tuttavia si deve porre attenzione a creare strutture ridondanti poiché solo un sottoinsieme di minuzie è presente in ogni diverso campione d'impronta dello stesso dito.

Metodo di Germain, Califano e Colville

- Si estraggono, per ogni impronta, tutte le triplette di minuzie presenti; **ogni tripletta è rappresentata in termini geometrici**. La similarità fra due impronte è determinata sulla base del numero di triplette corrispondenti a seguito di una trasformazione rigida.
- Ai fini di ridurre i tempi di ricerca si fa uso di una **hash table**, quantizzando le varie triplette.

Indice di Germain, Calfano e Colville

