

ALMA MATER SUDIORUM – UNIVERSITÀ DI BOLOGNA
CAMPUS DI CESENA
SCUOLA DI SCIENZE

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA E SCIENZE INFORMATICHE

Analisi della qualità locale per aumentare l'accuratezza nel riconoscimento di impronte digitali

Relazione finale in
Fondamenti di Elaborazione di Immagini

Relatore:
Prof. RAFFAELE CAPPELLI

Presentata da:
COSIMO ROSELLI

Correlatore:
Dott. MATTEO FERRARA

II Sessione
Anno Accademico 2014/2015

Indice

Introduzione	5
Capitolo 1. Il riconoscimento delle impronte digitali	7
1.1 Cenni storici.....	7
1.2 Caratteristiche	8
1.3 Estrazione delle minuzie.....	11
1.4 Il confronto	16
1.5 Problemi nell'estrazione di minuzie	18
Capitolo 2. Database con ground truth delle minuzie.....	21
2.1 Selezione delle impronte	21
2.2 Etichettatura manuale delle minuzie.....	23
2.3 Il database realizzato	27
2.4 Analisi di algoritmi di estrazione di minuzie.....	28
Capitolo 3. Tecniche di analisi della qualità locale.....	32
3.1 Stato dell'arte.....	32
3.2 Orientation Strength	35
3.3 Orientation Certainty Level	37
3.4 Local Clarity Score	39
3.5 Implementazione degli algoritmi	42
Capitolo 4. Prove sperimentali	46
4.1 I test effettuati.....	46
4.2 Implementazione del sistema di test.....	47
4.3 Risultati.....	50

4.4	Analisi dei risultati.....	54
	Conclusioni	57
	Bibliografia	59

Introduzione

Le impronte digitali costituiscono una caratteristica biometrica in grado di riconoscere ogni individuo e restano immutate durante l'intera vita delle persone. Per questo motivo il riconoscimento di impronte digitali viene largamente utilizzato in molteplici ambiti: dai sistemi di sicurezza, dove le impronte digitali possono proteggere l'accesso ad aree o ad informazioni critiche, all'utilizzo in dispositivi a larga diffusione come i personal computer o gli smartphone, che recentemente hanno integrato sensori per l'acquisizione di impronte digitali al fine di autenticare gli utenti e proteggere i loro dati sensibili. Anche in ambito forense il riconoscimento di impronte digitali ricopre un ruolo fondamentale, sulla scena del crimine e nell'acquisizione di impronte di pregiudicati.

Il riconoscimento delle impronte digitali dipende fortemente dalla qualità delle immagini delle impronte. La maggior parte dei sistemi automatici di riconoscimento si basa sull'estrazione e il confronto delle minuzie nelle impronte digitali, ma l'accuratezza di queste operazioni peggiora sensibilmente in presenza di impronte di cattiva qualità, fino ad arrivare anche a compromettere il riconoscimento stesso.

In questo lavoro di tesi ci si è posto come obiettivo il miglioramento delle prestazioni di un algoritmo di estrazione delle minuzie, attraverso l'utilizzo di varie tecniche per l'analisi di qualità locale delle impronte digitali. In particolare sono state svolte le seguenti attività:

- Realizzazione di un database di impronte di bassa qualità tramite etichettatura manuale delle minuzie;
- Analisi preliminare di algoritmi di estrazione di minuzie;
- Studio e implementazione di alcune tecniche di analisi della qualità locale;
- Costruzione di un sistema di valutazione delle prestazioni;
- Misura delle prestazioni e analisi dei risultati ottenuti.

La realizzazione del database è un'operazione fondamentale per analizzare e misurare le prestazioni del sistema sviluppato. In particolare è stato molto importante avere a disposizione una base di ground truth etichettato manualmente per valutare l'efficacia degli algoritmi di estrazione.

Sono state successivamente analizzate le prestazioni di alcuni algoritmi di estrazione delle minuzie sul database realizzato, per capire quali fossero le principali problematiche in presenza di impronte di cattiva qualità. Dalle analisi è emerso che una possibile soluzione per migliorare i risultati dell'estrazione di minuzie poteva essere data dall'utilizzo delle tecniche di analisi della qualità locale. È stata dunque studiata la letteratura scientifica sull'argomento e sono stati scelti tre algoritmi da implementare.

Infine, per misurare le prestazioni degli algoritmi implementati, è stato costruito un sistema di test che individuasse le configurazioni migliori dei parametri relativi ad ogni algoritmo e producesse dei report in base ai quali valutare il miglioramento apportato all'algoritmo di estrazione delle minuzie.

Tutti i passi sopra descritti sono trattati approfonditamente nei capitoli seguenti.

Capitolo 1.

Il riconoscimento delle impronte digitali

1.1 Cenni storici

Le impronte digitali sono state utilizzate fin dall'antichità come forma di identificazione personale. Ci sono stati numerosi ritrovamenti di reperti archeologici con rappresentazioni di dermatoglifi e in particolare di impronte digitali, che hanno evidenziato come gli antichi fossero già consapevoli dell'individualità di queste ultime, anche senza una base scientifica a supporto. Sono state ritrovate tavolette babilonesi risalenti al 500 a.C. riguardanti transazioni commerciali che contengono impronte impresse nella loro superficie, probabilmente utilizzate come firma personale. Anche nell'impero romano le impronte digitali venivano utilizzate a scopo di identificazione.

Lo studio delle impronte digitali da un punto di vista scientifico ha avuto inizio verso la fine del XVII secolo. Tra i primi documenti scientifici troviamo i trattati di Marcello Malpighi, professore di anatomia all'università di Bologna, che nel 1665 compì studi sulle creste cutanee, seguiti dagli studi del botanico e fisico inglese Nehemiah Grew sulla struttura delle creste e dei pori. Successivamente, nel 1823 il professore di anatomia dell'università di Breslau, John Evangelist Purkinje, introdusse la prima classificazione delle impronte in nove differenti classi sulla base della struttura delle creste, ma ancora senza alcun riferimento all'importanza delle impronte ai fini del riconoscimento.

Alla fine del XIX secolo Sir Francis Galton condusse numerose ricerche incentrate sull'utilizzo delle impronte come ausilio nello studio dell'ereditarietà razziale. Galton fu anche il primo a introdurre il concetto di minuzia e a scoprire che le impronte digitali non avevano alcuna rilevanza per la determinazione della storia genetica di un individuo, inoltre riuscì a provare scientificamente la loro individualità e persistenza nel tempo. In seguito Edward Richard Henry, basandosi sulle teorie di Galton, introdusse un nuovo

sistema di classificazione delle impronte che permise la velocizzazione del processo di riconoscimento, a quel tempo svolto manualmente da esperti.

Negli anni '60 l'FBI iniziò a sviluppare il primo sistema automatico per l'identificazione tramite impronte digitali e tali sistemi si sono sviluppati molto rapidamente. Al giorno d'oggi questi sistemi automatici si sono diffusi trovando applicazione anche al di fuori del contesto forense, in contesti civili e commerciali. Infatti, i sistemi basati sulle impronte digitali sono così popolari che sono quasi diventati il sinonimo di sistemi biometrici (Maltoni, et al., 2003).

1.2 Caratteristiche

Le impronte digitali si formano completamente nei primi sette mesi circa di sviluppo del feto e la loro struttura non cambia durante tutto l'arco della vita di un individuo. Il flusso del liquido amniotico attorno al feto e la sua posizione nell'utero costituiscono un micro-ambiente in continua evoluzione che è differente per ogni dito e che, di conseguenza, determina univocamente la formazione delle impronte digitali, producendo caratteristiche uniche anche per individui che condividono lo stesso patrimonio genetico come i gemelli omozigoti. Oltre all'ambiente, anche le caratteristiche genetiche dell'individuo concorrono nel processo di formazione delle impronte digitali, perciò esse non assumono nemmeno pattern totalmente casuali (Maltoni, et al., 2003). Ciò le rende un ottimo strumento di identificazione biometrico.

La caratteristica strutturale più evidente di un'impronta digitale è costituita da un pattern di creste e valli alternate (Ashbaugh, 1999). Come si può vedere in figura 1.1, le creste formano delle linee, dette *ridge line*, che scorrono

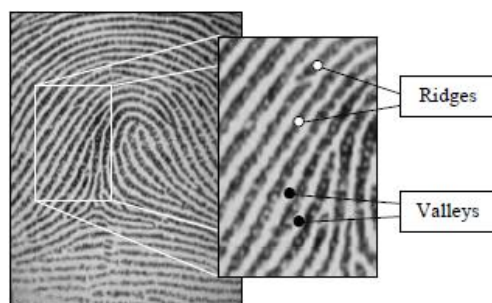


Figura 1.1 Creste e valli in un'impronta digitale.

principalmente parallele creando un pattern che prende il nome di *ridge pattern*.

A livello globale le ridge possono assumere forme particolari in alcune regioni, caratterizzate da un valore alto di curvatura. Queste regioni prendono il nome di singolarità e possono essere classificate, a seconda della forma, in tre principali tipologie: *loop*, *delta* e *whorl* (Figura 1.2). Inoltre viene indicato un punto detto *core*, definito come punto più a nord della ridge line più interna, oppure, nei casi in cui tale definizione risulti di difficile applicazione, il core viene associato al punto di massima curvatura della ridge line.

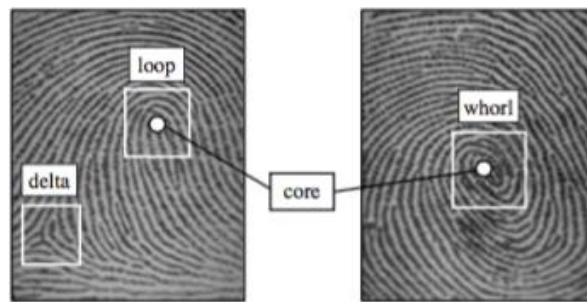


Figura 1.2 Regioni di singolarità (riquadri bianchi) e core nelle impronte digitali.

A livello locale, sempre a partire dalle ridge line, è possibile individuare altre importanti caratteristiche di un'impronta digitale, le *minuzie* o feature di Galton. Fu infatti Galton il primo a classificarle e a osservare che rimangono immutate per tutta la vita di un individuo (Galton, 1892). Con il nome di minuzie si indicano le discontinuità, a livello locale, delle creste di un'impronta digitale. Dal momento che sono i punti in cui si ha un comportamento anomalo delle ridge line, le minuzie costituiscono un fattore importante per la discriminazione delle impronte digitali. Sono infatti le caratteristiche maggiormente utilizzate nel riconoscimento delle impronte. Esistono diversi tipi di minuzie a seconda della forma che assumono le discontinuità (le tipologie più comuni sono mostrate in Figura 1.3), ma nelle applicazioni

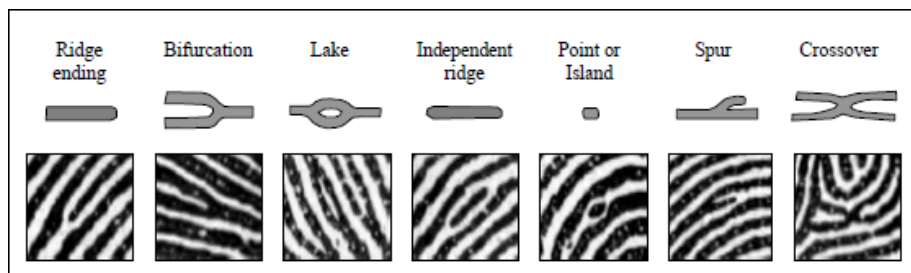


Figura 1.3 Le sette tipologie di minuzie più comuni nelle impronte digitali.

pratiche risulta piuttosto difficile distinguere tutte queste tipologie. Per questo motivo spesso vengono considerate due sole classi di minuzie: le biforcazioni e le terminazioni.

Per quanto riguarda la rappresentazione delle minuzie, queste possono essere descritte come vettori con un attributo che ne indica il tipo. Nel modello dell'FBI vengono considerate solamente le minuzie di tipo terminazione e biforcazione e vengono modellate in termini di coordinate (x, y) e dell'angolo che la tangente alla minuzia forma con l'asse orizzontale (figura 1.4).

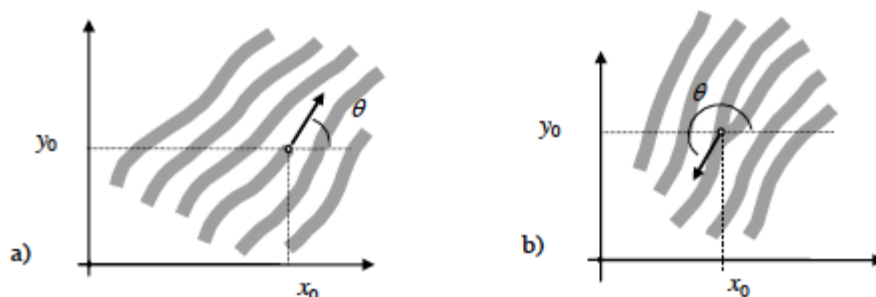


Figura 1.4 a) Minuzia di tipo terminazione: (x_0, y_0) sono le coordinate della minuzia; θ è l'angolo che la tangente alla minuzia forma con l'asse orizzontale. b) Minuzia di tipo biforcazione: θ è ora definito come l'angolo della terminazione che corrisponde alla biforcazione nell'immagine al negativo.

A un maggior livello di dettaglio, con acquisizioni dell'impronta ad alta risoluzione (per esempio 1000 dpi), è possibile individuare i pori delle ridge line che costituiscono una caratteristica altamente distintiva (figura 1.5). Sarebbe sufficiente il confronto di un ridotto numero di questi pori (circa trenta), analizzandone la posizione e la forma, per determinare l'identità di un individuo. Questo criterio di riconoscimento però raramente viene utilizzato nelle tecniche di riconoscimento automatico, in quanto necessita di immagini con risoluzione molto alta e di impronte di buona qualità.

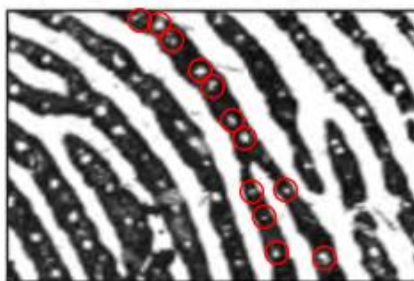


Figura 1.5 Regione di un'impronta acquisita a 1000 dpi. I pori (cerchiati in rosso) sono ben visibili all'interno della ridge line.

1.3 Estrazione delle minuzie

La maggior parte dei sistemi automatici per il confronto di impronte digitali si basa sulla corrispondenza delle minuzie, di conseguenza l'estrazione delle minuzie è un compito estremamente importante e una notevole quantità di ricerche è stata dedicata a questo argomento (Maltoni, et al., 2003). Esistono molti metodi per l'estrazione delle minuzie che si articolano in diversi passi, nel seguito verranno esposti alcuni tra i passi più importanti.

Uno dei primi passi è dato dalla *segmentazione* (figura 1.6), ovvero la separazione tra l'area di foreground (dove è contenuta l'impronta) e quella di background (lo sfondo). Siccome le immagini delle impronte digitali sono caratterizzate dalla presenza di un pattern striato e orientato, non è possibile utilizzare semplicemente soglie locali o globali per eseguire una separazione efficace. Sono stati proposti diversi approcci per effettuare la segmentazione, uno di questi consiste nell'utilizzo della media della norma del gradiente in ogni blocco dell'immagine. Infatti nelle aree in cui è presente l'impronta ci saranno alternanze di ridge e valley, e dunque valori alti del gradiente, nello sfondo invece si avranno valori del gradiente più bassi (Maio, et al., 1997).

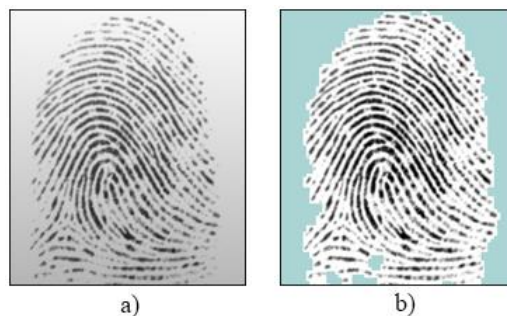


Figura 1.6 a) Immagine originale. b) Immagine dopo la segmentazione

Un altro passo è quello dell'*estrazione delle orientazioni* locali delle ridge line. L'orientazione locale di una ridge calcolata nel pixel (x,y) è definita come l'angolo $\theta_{x,y}$ che la ridge line, attraversando un intorno piccolo a piacere del punto (x,y) , forma con l'asse orizzontale. Generalmente, piuttosto che calcolare l'orientazione locale in ogni pixel, l'approccio che si utilizza è quello di

calcolarla in posizioni discrete, in modo da ridurre i costi computazionali. L'informazione dei pixel che non sono stati considerati può comunque essere approssimata mediante interpolazione. L'immagine delle orientazioni, detta anche *immagine direzionale* (figura 1.7 b), è una matrice in cui ogni elemento $\theta_{i,j}$ corrispondente al nodo (i,j) di una griglia quadrata posizionata sul pixel (x_i, y_j) denota l'orientazione media delle ridge line in un intorno di (x_i, y_j) . La tecnica più semplice per l'estrazione delle orientazioni locali si basa sul calcolo del gradiente dell'immagine. Infatti l'angolo di fase del gradiente indica la direzione di massima variazione di intensità dei pixel, e la direzione $\theta_{i,j}$ di una ridge che attraversa la regione centrata in (x_i, y_j) è ortogonale all'angolo di fase del gradiente calcolato nello stesso punto.

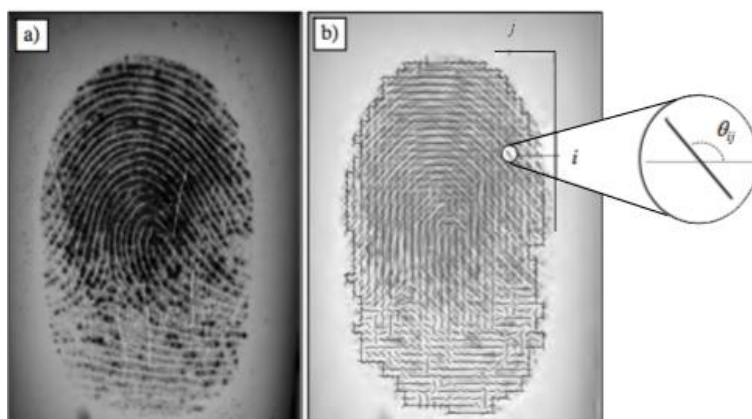


Figura 1.7 a) Immagine di un'impronta digitale. b) Immagine direzionale della stessa impronta digitale, ogni elemento denota l'orientazione locale della ridge line corrispondente.

Un ulteriore passo è costituito dall'*enhancement*, che ha come obiettivo quello di migliorare la qualità dell'immagine dell'impronta digitale. Infatti le prestazioni degli algoritmi di estrazione delle minuzie e di riconoscimento delle impronte dipendono fortemente dalla qualità dell'immagine. In molte immagini di impronte digitali sono spesso presenti contemporaneamente regioni di buona, media e cattiva qualità. Le tre principali forme di degradazione che è possibile incontrare nelle impronte sono: ridge line non continue, mancata separazione netta tra ridge line parallele dovuta al rumore, tagli e abrasioni. Queste zone di cattiva qualità delle immagini portano a diversi problemi, infatti fanno sì che come risultato dell'estrazione di minuzie si abbiano molte minuzie spurie e allo stesso tempo un certo numero di minuzie reali che invece non vengono rilevate. Inoltre introducono anche molti errori per quanto riguarda

l'individuazione della loro posizione e orientazione. Le tecniche generiche di miglioramento della qualità delle immagini non risultano efficaci con le impronte digitali, di conseguenza sono state sviluppate varie tecniche apposite. Una possibile tecnica di normalizzazione prevede di agire sul singolo pixel di un'immagine calcolandone il nuovo valore di intensità secondo la formula seguente:

$$I'[x, y] = \begin{cases} m_0 + \sqrt{(I[x, y] - m)^2 \cdot \frac{v_0}{v}} & \text{se } I[x, y] > m \\ m_0 - \sqrt{(I[x, y] - m)^2 \cdot \frac{v_0}{v}} & \text{altrimenti} \end{cases}$$

dove m e v sono la media e la varianza nell'immagine e m_0 e v_0 sono la media e la varianza desiderate dopo la normalizzazione (Hong, et al., 1998).

In letteratura sono state proposte molte tecniche di enhancement, in generale la procedura prende come input un'immagine a livelli di grigio e, dopo le diverse tecniche di elaborazione, restituisce come output un'altra immagine a livelli di grigio oppure un'immagine binaria in cui le zone di degrado dell'impronta sono state migliorate (figura 1.8).

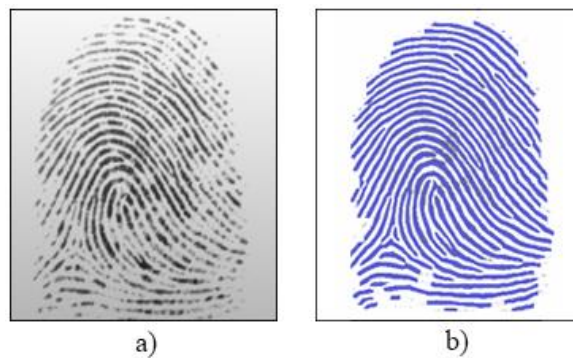


Figura 1.8 a) Immagine dell'impronta originale. b) Immagine che mostra il miglioramento della qualità in seguito al processo di enhancement.

Infine viene svolto il vero e proprio passo di estrazione delle minuzie che influenza notevolmente i risultati di riconoscimento e che, nell'approccio tradizionale, consiste in:

- *Binarizzazione*: conversione di un'immagine a livelli di grigio in immagine binaria.

- *Thinning*: assottigliamento dell'immagine binaria che ha come risultato la riduzione dello spessore della ridge line a un pixel, ovvero l'individuazione dello scheletro dell'impronta.
- *Localizzazione*: Con una scansione dell'intera immagine si localizzano i pixel corrispondenti alle minuzie.

La binarizzazione può essere effettuata, nel caso più semplice, per mezzo di una soglia globale t . Tutti i pixel il cui valore è inferiore a t assumono il valore 0 e i rimanenti il valore 1. In generale però un'unica soglia globale potrebbe non essere sufficiente per una corretta binarizzazione, infatti differenti regioni dell'immagine potrebbero essere caratterizzate da un diverso livello di contrasto o intensità. Per questa ragione è preferibile l'utilizzo di una soglia locale che adatta il suo valore all'intensità media locale dei pixel. In alcuni casi però, quando per esempio la qualità dell'immagine è molto bassa, neppure il metodo della soglia locale può garantire un risultato accettabile e sono necessarie soluzioni più specifiche. Una di queste (Ratha, et al., 1995) prevede di individuare i picchi di livelli di grigio lungo sezioni ortogonali alle orientazioni delle ridge line. Per ogni pixel (x, y) viene quindi considerata una finestra orientata, di dimensioni 16×16 , centrata in quel pixel. Il profilo dei livelli di grigio si ottiene proiettando l'intensità dei pixel nella sezione centrale e successivamente viene smussato con un'operazione di media locale. I picchi e i due pixel a essi adiacenti da entrambi i lati sono associati al foreground nell'immagine binarizzata (figura 1.9 b).

Per quanto riguarda il thinning, si trovano in letteratura molteplici approcci. Uno degli algoritmi più noti è quello di Hilditch che analizza in modo parallelo ciascun pixel p dell'immagine e, considerando gli otto pixel attorno a p , controlla il verificarsi di particolari condizioni sul numero di transizioni da background a foreground e il numero di pixel appartenenti al foreground. Tali condizioni servono a controllare che vengano cancellati solo i pixel che non appartengono allo scheletro dell'immagine. Infatti, ad ogni passo, i pixel che rispettano tali condizioni vengono cancellati e l'algoritmo termina quando nessun pixel può essere più cancellato. A questo punto rimane solamente lo scheletro dell'impronta, di spessore pari a un solo pixel (figura 1.9 c). Siccome nell'immagine binarizzata spesso le valley sono più sottili delle ridge, e dato che il tempo impiegato dagli algoritmi di thinning è tanto più grande quanto

più grande è lo spessore iniziale delle ridge, è stato proposto di estrarre le minuzie a partire dalle valley in modo da ridurre il tempo di calcolo (Sudiro, et al., 2007).

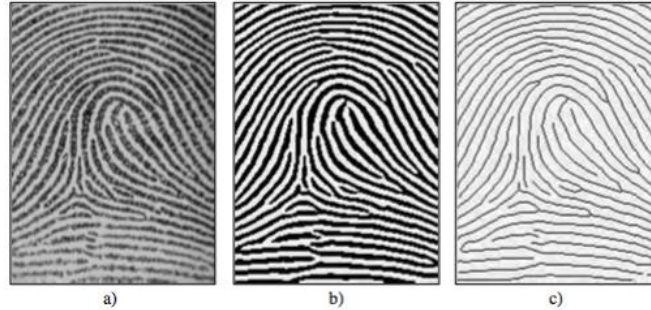


Figura 1.9 a) Immagine di un'impronta digitale a livelli di grigio. b) Immagine ottenuta dalla binarizzazione. c) Immagine dello scheletro ottenuto con il thinning.

La localizzazione delle minuzie, una volta ottenuta l'immagine scheletro dell'impronta, viene effettuata con una semplice scansione per determinare se un pixel corrisponde oppure no a una minuzia. Infatti i pixel che corrispondono a minuzie sono caratterizzati da un *crossing number* diverso da due. Il crossing number $cn(\mathbf{p})$ di un pixel \mathbf{p} in un'immagine binaria è definito (Arcelli, et al., 1984) come la metà della somma delle differenze tra coppie di pixel adiacenti nell'intorno di otto pixel di \mathbf{p} :

$$cn(\mathbf{p}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1..8} |val(\mathbf{p}_{i \bmod 8}) - val(\mathbf{p}_{i-1})|$$

dove $\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_7$ sono i pixel della sequenza ordinata dell'otto-intorno di \mathbf{p} e $val(\mathbf{p}) \in \{0,1\}$ è il valore del pixel. Si nota facilmente (figura 1.10) che un pixel \mathbf{p} con $val(\mathbf{p}) = 1$:

- È un punto interno a una ridge line se $cn(\mathbf{p}) = 2$.
- Corrisponde a una terminazione se $cn(\mathbf{p}) = 1$.
- Corrisponde a una biforcazione se $cn(\mathbf{p}) = 3$.
- Appartiene a una minuzia più complessa se $cn(\mathbf{p}) > 3$.

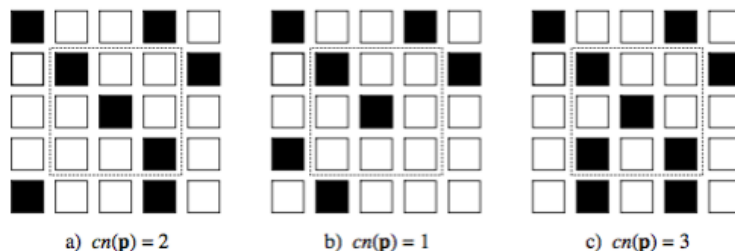


Figura 1.10 a) Punto interno a una ridge line. b) Pixel corrispondente a una terminazione. c) Pixel corrispondente a una biforcazione.

Spesso, oltre alle coordinate spaziali, molti algoritmi di riconoscimento utilizzano anche la direzione θ di una minuzia per rendere più robusto il riconoscimento. Un semplice modo per determinare la direzione della minuzia è quello di partire dall'orientazione locale della ridge nel punto corrispondente alla minuzia e convertire questa orientazione in una direzione (decidendo il quadrante) sulla base dell'andamento delle ridge.

1.4 Il confronto

Nella maggior parte degli algoritmi di riconoscimento di impronte digitali vengono utilizzate le minuzie per valutare la similarità tra due impronte. Nel confronto basato su minuzie un'impronta digitale viene rappresentata come un vettore di feature di lunghezza variabile, contenente informazioni sulle minuzie rilevate. Sia T un *template* di minuzie, in cui ogni minuzia m è rappresentata dalla terna $m = \{x_m, y_m, \theta_m\}$, dove x_m e y_m denotano la posizione della minuzia e θ_m la sua orientazione. Inoltre se I è l'immagine di una impronta digitale in input, avremo che:

$$\begin{aligned} T &= \{m_1, m_2, \dots, m_k\} & m_i &= \{x_i, y_i, \theta_i\} & i &= 1, \dots, k \\ I &= \{m'_1, m'_2, \dots, m'_n\} & m'_j &= \{x'_j, y'_j, \theta'_j\} & j &= 1, \dots, n \end{aligned}$$

dove k e n indicano il numero di minuzie rispettivamente in T e in I . Una minuzia m'_j in I viene considerata corrispondente a una minuzia m_i in T se la loro distanza euclidea d è inferiore a una soglia prestabilita r_0 e la differenza tra le orientazioni dd è inferiore a una certa soglia θ_0 :

$$\begin{aligned} d(m'_j, m_i) &= \sqrt{(x'_j - x_i)^2 + (y'_j - y_i)^2} && \leq r_0 \\ dd(m'_j, m_i) &= \min(|\theta'_j - \theta_i|, 360 - |\theta'_j - \theta_i|) && \leq \theta_0 \end{aligned}$$

Le soglie r_0 e θ_0 sono delle tolleranze necessarie per compensare i possibili errori di estrazione delle minuzie e, in parte, anche per gestire le deformazioni della pelle che ne determinano lo spostamento. Risulta chiaro che un corretto allineamento delle due impronte da confrontare è fondamentale per

massimizzare il numero delle minuzie corrispondenti (figura 1.11). Per allineare le due impronte è necessario applicare delle trasformazioni geometriche di traslazione e rotazione. In alcuni casi potrebbe essere necessario applicare anche altre trasformazioni geometriche come per esempio un cambiamento di scala nel momento in cui le due impronte avessero risoluzioni diverse. A questo punto è possibile definire una funzione *map* che mappa una minuzia m'_j di I in una minuzia m''_j sulla base di una certa trasformazione geometrica. Inoltre si definisce un'altra funzione *mm* che restituisce 1 se due minuzie (m''_j e m_i) corrispondono rispetto alle soglie fissate e che restituisce 0 altrimenti. Allora il problema di matching può essere formulato come massimizzazione della seguente sommatoria:

$$\sum_{i=1}^k mm(\text{map}(m'_{P(i)}), m_i)$$

dove $P(i)$ è la funzione che determina gli accoppiamenti tra le minuzie di I e T in modo che ogni minuzia abbia al massimo una corrispondenza. In base alle corrispondenze trovate, i sistemi automatici di riconoscimento di impronte calcolano uno score normalizzato tra 0 e 1 che indica il grado di similarità tra le impronte confrontate. Eventualmente la qualità delle minuzie può essere usata per pesare differemente le coppie di minuzie considerate affidabili o non affidabili. Il contributo delle prime dovrebbe infatti essere maggiore rispetto a quello delle seconde (Chen, et al., 2007). La qualità di una minuzia può essere definita in associazione alla qualità della regione di impronta in cui la minuzia si trova.

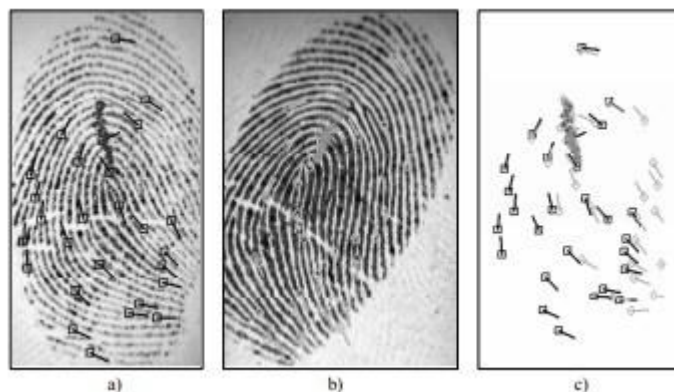


Figura 1.11 a) Minuzie rilevate su un'impronta digitale. b) Minuzie rilevate su una diversa scansione della stessa impronta. c) Matching delle minuzie in a) e b) a seguito dell'allineamento.

1.5 Problemi nell'estrazione di minuzie

Il processo di estrazione delle minuzie, per come è stato descritto nella sezione precedente, presenta delle problematiche intrinseche:

- Una parte significativa dell'informazione può andare persa durante il processo di binarizzazione.
- I processi di binarizzazione e thinning richiedono un notevole tempo di esecuzione.
- Il thinning potrebbe introdurre un grande numero di minuzie spurie.
- In assenza di un passo di enhancement preventivo la maggior parte delle tecniche di binarizzazione non producono risultati soddisfacenti quando applicati a immagini di bassa qualità.

Per ovviare a questi problemi che derivano dalle fasi di binarizzazione e thinning, alcuni autori hanno proposto di effettuare l'estrazione delle minuzie direttamente dall'immagine a livelli di grigio dell'impronta, introducendo apposite tecniche (Maio, et al., 1997).

In presenza di immagini di impronte di scarsa qualità l'estrazione delle minuzie comporta, in ogni caso, diversi problemi. La scarsa qualità delle immagini può essere causata dalle condizioni della pelle che può essere secca oppure umida, con tagli o abrasioni, dal rumore, da una pressione non corretta del dito sul sensore di acquisizione, o anche dalla bassa qualità intrinseca delle impronte di particolari categorie di persone (lavoratori manuali, anziani). In tutti questi casi possono essere presenti regioni dell'immagine con una qualità molto bassa che pregiudica i risultati degli algoritmi di estrazione delle minuzie. Infatti le discontinuità non naturali delle ridge line, prodotte per esempio da tagli, potrebbero indurre la rilevazione di minuzie che in realtà non sono proprie dell'impronta digitale dell'individuo (figura 1.12 a). Oppure, nel caso di rumore che impedisce di distinguere correttamente l'andamento delle ridge line, potrebbero non essere rilevate minuzie che invece sono presenti nell'impronta digitale (figura 1.12 b).

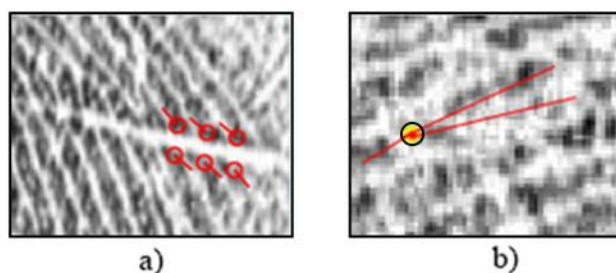


Figura 1.12 a) False minuzie individuate a causa di un taglio che genera discontinuità nelle ridge. b) Minuzia missed (nel punto evidenziato in giallo) non rilevata a causa della scarsa qualità che pregiudica la comprensione dell'andamento delle ridge line (marcate in rosso).

Nel primo caso si parla di *minuzie false*, nel secondo invece di *minuzie missed*. A un livello di dettaglio più fine, la cattiva qualità dell'immagine potrebbe portare anche a interpretare in maniera errata la tipologia, oppure le caratteristiche, di una minuzia. Nel primo caso il sistema potrebbe per esempio riconoscere una terminazione invece che una biforcazione, nel secondo caso la minuzia viene rilevata con coordinate spaziali o orientazione diverse rispetto a quelle reali.

Per risolvere il problema delle minuzie missed bisogna intervenire direttamente a livello dei vari passi dell'algoritmo di estrazione, cercando ottimizzazioni o nuove tecniche che permettano un'estrazione più efficace. Per quanto riguarda le minuzie false invece è possibile adottare un altro approccio. Può essere infatti applicato un processo di post-processing per l'eliminazione delle minuzie false localizzate in regioni dell'immagine di qualità molto bassa o introdotte nei passi precedenti. I principali tipi di post-processing esistenti sono:

- *Post processing strutturale*: metodo basato su un insieme di regole definite appositamente allo scopo di permettere l'individuazione dei principali tipi di false minuzie. Tali regole si basano su caratteristiche numeriche come la lunghezza delle ridge line, l'angolo della minuzia e il numero di minuzie in un intorno.
- *Filtraggio di minuzie nell'immagine a livelli di grigio*: prevede la normalizzazione dell'immagine estratta da un intorno di ciascuna minuzia rispetto all'angolo e alla frequenza locale. L'immagine normalizzata viene successivamente fornita in input a un classificatore che la classifica come biforcazione, terminazione o minuzia falsa.

- *Filtraggio delle minuzie in base alla qualità locale:* in seguito all'analisi della qualità locale delle varie regioni dell'impronta è possibile classificare alcune parti dell'immagine come zone di bassa qualità e quindi rigettare le minuzie che l'algoritmo ha individuato all'interno di tali regioni, perché si tratta molto probabilmente di false minuzie.

In questo lavoro di tesi ci si è concentrati sulla terza strategia, per ridurre il numero di minuzie false rilevate da un algoritmo di estrazione. A tale fine, sono state studiate, implementate e confrontate varie tecniche di analisi della qualità locale delle impronte digitali.

Capitolo 2.

Database con ground truth delle minuzie

2.1 Selezione delle impronte

Per affrontare lo studio delle prestazioni di un algoritmo di estrazione di minuzie e proporre delle tecniche allo scopo di ottenere un miglioramento di tali prestazioni, è necessario disporre di una base di dati sufficientemente ampia, in modo da garantire la generalità delle analisi compiute e dei risultati ottenuti. Per questo lavoro di tesi, in cui ci si pone l'obiettivo di migliorare le prestazioni di un algoritmo di estrazione di minuzie nel caso di impronte con scarsa qualità, è stato necessario formare una base di dati che contenesse esclusivamente impronte di bassa qualità.

Si può dare una definizione operativa di qualità, infatti una stima della qualità di un'impronta digitale deve essere predittiva sull'utilità delle features o anche sulla capacità dell'immagine dell'impronta di fare matching. In generale la qualità di un'impronta digitale può essere stimata a un livello *globale* (un unico valore di qualità associato all'intera immagine) oppure a livello *locale* (valori distinti associati a blocchi distinti dell'immagine).

L'approccio più utilizzato per la stima della qualità globale è conosciuto come NFIQ (NIST Fingerprint Image Quality) (Tabassi, et al., 2004). NFIQ definisce la qualità come una predizione delle performance di matching: le impronte di buona qualità sono in grado di produrre punteggi di matching più elevati. Un vantaggio di questo approccio è che non richiede un *ground truth* fornito da un esperto umano, ovvero un'estrazione manuale delle minuzie ad opera di un professionista.

Per formare la base di dati di interesse si è partiti da un database di impronte già esistente con circa mille impronte di varia qualità. Applicando l'algoritmo di stima della qualità globale NFIQ su tale database, le impronte sono state suddivise in cinque classi a seconda della loro qualità. La classe NFIQ 1 è

quella che presenta la qualità maggiore (figura 2.1 a), fino ad arrivare alla classe NFIQ 5 che è invece quella con qualità più scarsa (figura 2.1 b).

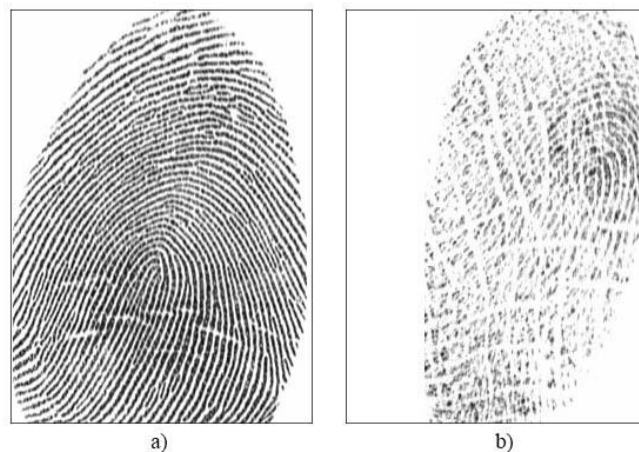


Figura 2.1 a) Esempio di impronta digitale del database classificata come NFIQ 1. b) Esempio di impronta digitale del database classificata come NFIQ 5.

Sono state poi isolate le impronte di classe NFIQ 4 e NFIQ 5 che assieme hanno costituito il database di immagini di scarsa qualità ricercato.

Il database iniziale era strutturato in maniera da avere a disposizione per ciascuna impronta digitale tre diverse immagini, derivate da tre diverse sessioni di acquisizione. Il nome di ciascuna immagine memorizzata segue dunque una codifica ben definita:

[numero impronta]_[numero acquisizione].jpg

dove il numero di impronta identifica le diverse impronte digitali nel database e il numero di acquisizione distingue le diverse acquisizioni di una stessa impronta. Tale codifica è stata mantenuta anche nel database costituito dalle sole impronte appartenenti alle classi NFIQ 4 e NFIQ 5. Infatti se un'impronta è classificata come di scarsa qualità è molto facile che anche le altre acquisizioni della stessa impronta lo siano. Ciò ha permesso di avere a disposizione più immagini per una stessa impronta, così da poterle confrontare nel processo di etichettatura manuale delle minuzie. Come verrà illustrato nella sezione seguente, questo accorgimento è stato molto utile soprattutto nei casi di indecisione dovuti appunto alla bassa qualità delle immagini.

2.2 Etichettatura manuale delle minuzie

Dopo aver completato la selezione delle impronte di interesse è iniziata la fase di etichettatura manuale delle minuzie di tali impronte. Lo scopo era quello di creare un ground truth su cui basare le analisi delle prestazioni e i risultati degli algoritmi di estrazione delle minuzie. Come già accennato nel precedente capitolo, a ogni immagine di impronta digitale è possibile associare un template, ovvero un insieme che contiene tutte le minuzie (e le relative caratteristiche) dell'impronta. L'etichettatura manuale doveva quindi produrre un template di ground truth per ogni impronta digitale, e memorizzarlo sotto forma di file. Per eseguire questo compito è stata predisposta un'applicazione in C# sfruttando il materiale già sviluppato all'interno del Laboratorio di Sistemi Biometrici (figura 2.2).



Figura 2.2 Applicazione per l'etichettatura manuale delle minuzie

L'applicazione permette di:

- Recuperare i file di immagine e i template delle impronte digitali presenti in una cartella data in input. Mostra in una regione della finestra l'elenco dei template e al centro l'immagine dell'impronta corrispondente al template correntemente selezionato nell'elenco.

- Entrare in “edit mode” per modificare, eliminare oppure aggiungere una minuzia.
- Aggiungere, attraverso l’interazione col mouse, una minuzia di un certo tipo (terminazione, biforcazione o other in caso di incertezza), posizionandola in sovrapposizione all’immagine dell’impronta digitate e indicandone l’orientazione.
- Salvare ogni template, con le relative minuzie marcate manualmente, in un file binario su disco con estensione “.ist”.

Per semplificare il processo di etichettatura manuale delle minuzie sono stati usati come base di partenza i file dei template prodotti in output da un algoritmo di estrazione. Più precisamente sono stati presi in considerazione i risultati dell’algoritmo di estrazione di minuzie sviluppato all’interno del laboratorio e di un altro algoritmo allo stato dell’arte, facendo poi l’intersezione delle minuzie rilevate da entrambi. In questo modo alcune minuzie erano già marcate correttamente e si dovevano solamente controllare e eventualmente correggere le caratteristiche errate, oppure aggiungere quelle che non erano state individuate dagli algoritmi o eliminare quelle rilevate per errore. Nella figura 2.3 è possibile vedere nel dettaglio un esempio di minuzia marcata manualmente tramite l’applicazione.

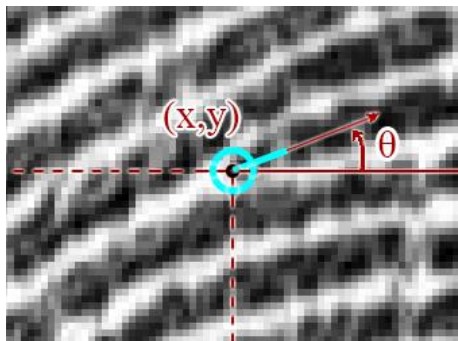


Figura 2.3 Minuzia di tipo terminazione (codificata dal colore azzurro) marcata tramite l'applicazione. In evidenza le coordinate (x,y) in cui è stata posizionata e l'angolo θ che forma con la direzione orizzontale.

Per quanto riguarda le regole da seguire per l’etichettatura delle minuzie è stato fatto riferimento allo standard ISO/IEC 19794-2:2011 che specifica quanto segue:

- *Posizionamento di una minuzia su una biforcazione di una ridge*: la minuzia che si ha per la biforcazione di una ridge line può essere definita come il punto in cui si biforca lo scheletro della ridge. Se le ridge line subissero un thinning fino ad essere ridotte allo spessore di un unico pixel, il punto dato dall'intersezione delle tre linee dello scheletro sarebbe il punto in cui è posizionata la minuzia (figura 2.4 a).
- *Direzione di una minuzia di tipo biforcazione*: La biforcazione di una ridge (codificata come punto di biforcazione dello scheletro della ridge) è costituita da tre linee che si incontrano in un punto. Due creste che racchiudono la corrispondente terminazione della valle tra esse compresa, formano un angolo acuto. La direzione di una biforcazione di una ridge è definita come la direzione media delle tangenti ai rami di biforcazione ed è misurata come l'angolo che la tangente alla terminazione della valle corrispondente forma, a destra, con l'asse orizzontale (figura 2.4 a).
- *Posizionamento di una minuzia sulla terminazione di una ridge*: La minuzia che si ha in corrispondenza alla terminazione di una ridge line può essere definita come il punto centrale al termine della ridge. Se le ridge line nell'immagine dell'impronta digitale subissero un thinning fino ad essere ridotte allo spessore di un unico pixel, la posizione della minuzia corrisponderebbe alle coordinate del punto dello scheletro che ha come vicino un unico pixel che appartiene allo scheletro stesso (figura 2.4 b).
- *Direzione di una minuzia di tipo terminazione*: La direzione di una minuzia di tipo terminazione è definita come l'angolo che la tangente alla ridge nel punto di terminazione forma, a destra, con l'asse orizzontale (figura 2.4 b).

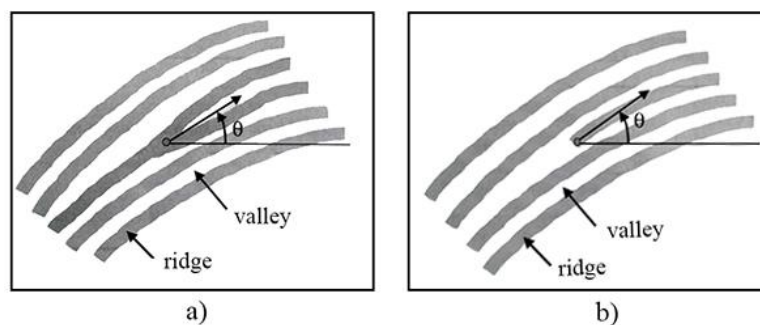


Figura 2.4 a) Posizione e direzione di una minuzia di tipo biforcazione.
 b) Posizione e direzione di una minuzia di tipo terminazione.

In alcuni casi la scarsa qualità dell'immagine impedisce di distinguere correttamente la tipologia della minuzia, quindi questa viene etichettata come minuzia "other", a indicare che una minuzia in quel punto è presente, ma non è possibile decidere con certezza se si tratta di una terminazione o di una biforcazione. In altri casi di indecisione, anche per quanto riguarda proprio la presenza o meno della minuzia, è stato possibile fare riferimento a un'altra immagine della stessa impronta derivante da una diversa acquisizione, di qualità migliore. Un esempio è visibile in figura 2.5.

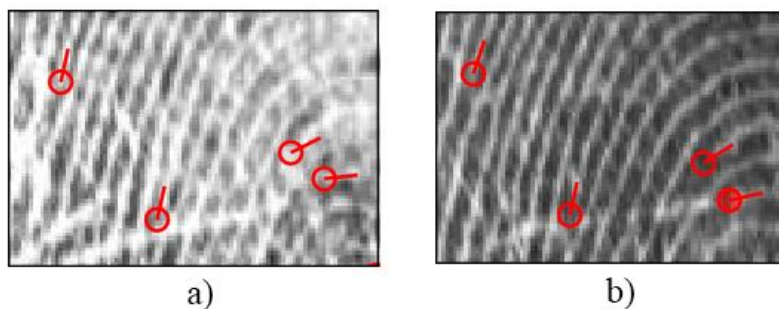


Figura 2.5 Due diverse immagini corrispondenti a due diverse acquisizioni di una stessa impronta. In a) la qualità è più scarsa, ma è possibile fare riferimento a b), dove la qualità è migliore, per individuare meglio le minuzie presenti e la loro tipologia.

Dopo aver etichettato tutte le minuzie presenti nelle impronte del database è risultato necessario fare un controllo per verificare che non ci fossero minuzie su una stessa ridge line troppo vicine. Infatti l'algoritmo di estrazione delle minuzie non rileva due minuzie se sono più vicine di una certa distanza e si trovano sulla stessa ridge line. Per completare questa verifica velocemente è stata creata una console application in C# che, analizzando ogni template del database, calcola la distanza di ciascuna minuzia dalle altre e segnala in un report le minuzie che risultano essere troppo vicine in un template, indicandone anche le coordinate. In questo modo, sulla base dei risultati del report, è stato possibile andare a controllare nel dettaglio solo le minuzie indicate come critiche, per poi decidere se tenerle o rigettarle. Infatti l'applicazione effettua il semplice calcolo della distanza euclidea tra le minuzie, ma quella da considerare è la distanza, in pixel, lungo la ridge line che in generale avrà una certa curvatura.

2.3 Il database realizzato

Al termine del lavoro di etichettatura manuale delle minuzie sono stati ottenuti tutti i template di ground truth corrispondenti a ciascuna impronta digitale del database. Di seguito vengono riportate a titolo esemplificativo alcune immagini delle impronte digitali contenute nel database con le relative minuzie etichettate (figura 2.6).

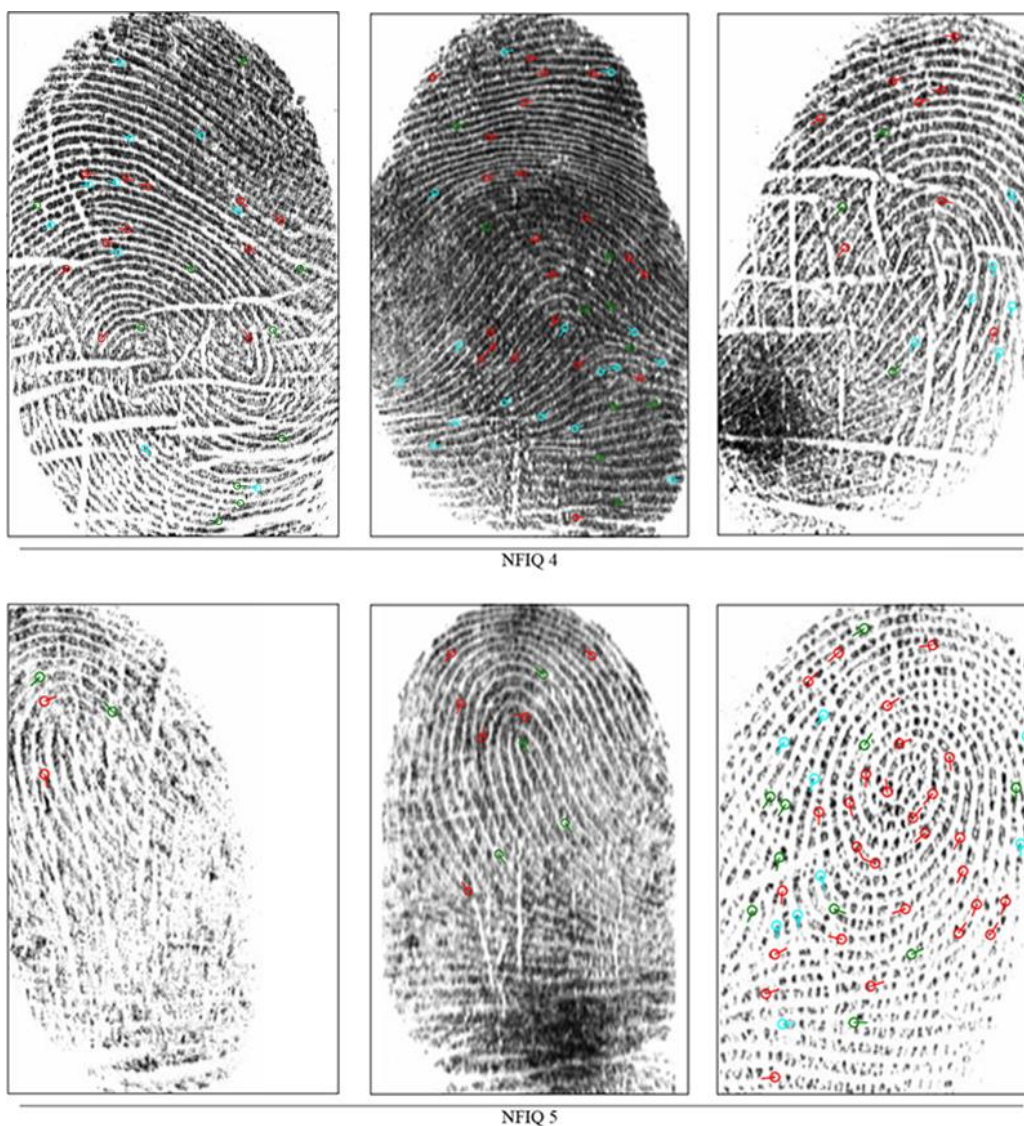


Figura 2.6 Alcune immagini di impronte digitali del database realizzato suddivise per classe NFIQ: in alto tre impronte NFIQ 4 e in basso tre impronte NFIQ 5.

Nella tabella 2.1 vengono riassunte alcune informazioni statistiche della base dati realizzata:

Numero totale di impronte:	71
Numero di impronte NFIQ 4:	30
Numero di impronte NFIQ 5:	41
Numero di minuzie etichettate:	1624

Tabella 2.1 Informazioni statistiche sul database di ground truth realizzato.

In totale sono state etichettate 71 impronte digitali di scarsa qualità, un numero sufficiente per poter effettuare un'analisi significativa degli errori commessi dall'algoritmo di estrazione delle minuzie. A seguito di tali analisi verrà proposta una soluzione e quindi si utilizzerà il database di ground truth anche per l'analisi dei risultati ottenuti.

2.4 Analisi di algoritmi di estrazione minuzie

Al fine di testare le performance degli algoritmi di estrazione di minuzie, devono essere messe a confronto le minuzie ottenute da un certo algoritmo di estrazione, con quelle contenute nei template di ground truth realizzati, ovvero quelle marcate manualmente. I confronti sono stati effettuati per mezzo di un software apposito (Figura 2.7). Il software prende in input i file binari dei template che sono stati prodotti da un certo algoritmo di estrazione delle minuzie e, confrontandoli con le minuzie presenti nei template di ground truth, è in grado di creare un report con statistiche calcolate sulla base delle differenze trovate. L'applicazione mostra l'elenco di tutti i template considerati nell'analisi e permette anche di selezionarne uno per visualizzare l'immagine dell'impronta digitale in un apposito riquadro. Sopra all'immagine dell'impronta si possono vedere le minuzie estratte dall'algoritmo considerato, ma anche quelle appartenenti al ground truth dell'impronta. È in grado inoltre di evidenziare le minuzie missed e le minuzie false con colori diversi, e di abbinare due minuzie che siano abbastanza vicine e che non abbiano orientazioni troppo diverse. Ciò permette di considerare corrispondenti una

minuzia estratta dall'algorithmo di estrazione e una minuzia di ground truth, consentendo di ignorare piccoli errori di posizionamento o determinazione dell'orientazione. In un'altra area della finestra invece vengono mostrate le statistiche calcolate, che possono esse anche salvate sotto forma di report testuale.

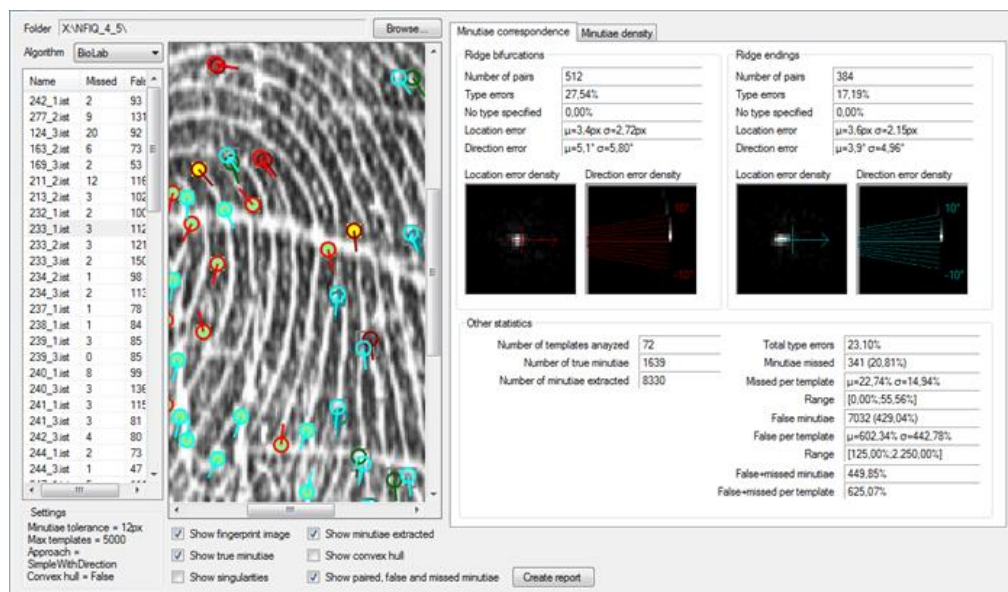


Figura 2.7 Software per l'analisi dei risultati di un algorithmo di estrazione delle minuzie. A sinistra, sull'immagine dell'impronta le minuzie marcate in verde corrispondono alle false minuzie, quelle in giallo alle minuzie missed. A destra vengono mostrate le statistiche generate.

Queste operazioni di analisi vengono fatte automaticamente su tutto il database di impronte che viene scelto come input, infatti non sarebbe significativo generare queste statistiche per una singola impronta digitale o anche solo per un numero esiguo.

Inizialmente sono stati analizzati i risultati dell'algorithmo di estrazione sviluppato all'interno del laboratorio e successivamente è stato fatto un ulteriore confronto con i risultati ottenuti invece da un altro algorithmo di estrazione allo stato dell'arte, in modo da avere un valido termine di paragone. I due dati più significativi che sono stati presi in considerazione per stabilire l'efficacia di un algorithmo di estrazione delle minuzie sono:

- La quantità di minuzie presenti nel ground truth che l'algorithmo non è riuscito a individuare (minuzie missed).
- La quantità di minuzie non presenti nel ground truth che l'algorithmo ha erroneamente individuato (minuzie false).

Nelle tabelle seguenti vengono riportati i risultati ottenuti per l'algoritmo sviluppato all'interno del laboratorio (Tabella 2.2) e quelli ottenuti invece con un algoritmo allo stato dell'arte (Tabella 2.3).

Numero di template analizzati:	72
Numero di minuzie reali:	1624
Numero di minuzie estratte:	8330
Minuzie missed:	338 (20,81%)
Missed per template:	$\mu = 22,77\%$ $\sigma = 15,04\%$
False minuzie:	6930 (426,72%)
False per template:	$\mu = 601,24\%$ $\sigma = 445,84\%$
False + missed:	447,53%
False + missed per template:	624,01%

Tabella 2.2 Risultati ottenuti per l'algoritmo sviluppato all'interno del laboratorio. In evidenza il numero di minuzie missed, false e la loro somma.

Numero di template analizzati:	72
Numero di minuzie reali:	1624
Numero di minuzie estratte:	3640
Minuzie missed:	318 (19,58%)
Missed per template:	$\mu = 21,85\%$ $\sigma = 17,96\%$
False minuzie:	2334 (143,72%)
False per template:	$\mu = 200,36\%$ $\sigma = 177,22\%$
False + missed:	163,30%
False + missed per template:	222,21%

Tabella 2.3 Risultati ottenuti per l'algoritmo allo stato dell'arte. In evidenza il numero di minuzie missed, false e la loro somma.

Analizzando le immagini delle minuzie con particolare riguardo a quelle missed e quelle false, è stato possibile riscontrare che le minuzie missed sono pressoché le stesse per i due algoritmi di estrazione. Infatti, anche per quanto riguarda i dati nelle tabelle riportate, si può vedere che le percentuali di minuzie missed per i due algoritmi hanno valori simili. Invece per quanto riguarda le minuzie false, le percentuali sono molto diverse. L'algoritmo di

estrazione del laboratorio trova un numero molto più elevato di minuzie false, ed è stato facile notare che ciò avviene soprattutto nelle zone di più bassa qualità delle impronte (figura 2.8 a). Quelle stesse regioni invece sembrano non essere prese in considerazione dall'algoritmo allo stato dell'arte che riesce quindi ad evitare di rilevare troppe minuzie false laddove la qualità dell'impronta è compromessa (figura 2.8 b).

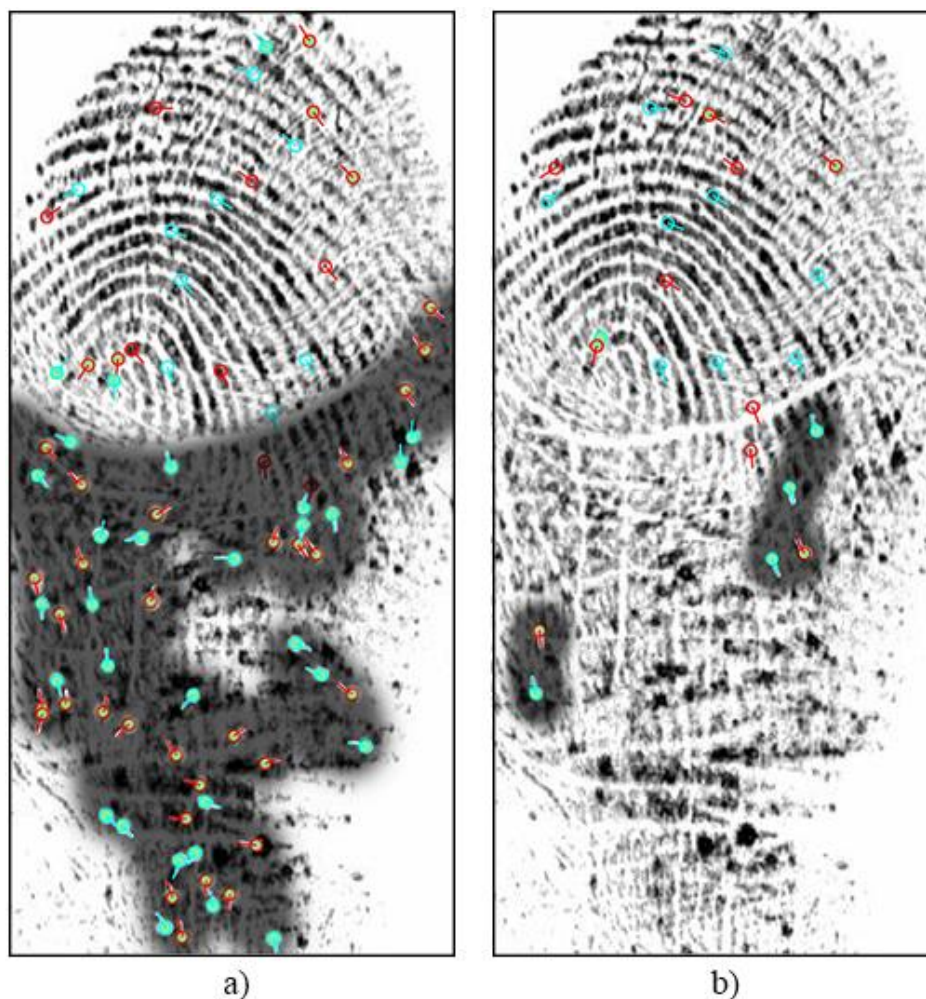


Figura 2.8 Analisi dell'estrazione di minuzie su un'impronta digitale: a) algoritmo di estrazione del laboratorio; b) algoritmo allo stato dell'arte. In scuro sono evidenziate le regioni di cattiva qualità dell'impronta in cui vengono individuate false minuzie.

Le considerazioni appena fatte suggeriscono che un modo per migliorare l'efficacia dell'algoritmo di estrazione delle minuzie potrebbe essere quello di introdurre una fase di analisi di qualità locale nell'algoritmo stesso, in maniera tale da escludere le minuzie individuate in regioni con qualità troppo bassa.

Capitolo 3.

Tecniche di analisi della qualità locale

3.1 Stato dell'arte

Basandosi sui risultati delle analisi compiute nel capitolo precedente, si è deciso di utilizzare tecniche di analisi di qualità locale per cercare di limitare il rilevamento di minuzie false da parte dell'algoritmo di estrazione di minuzie. Pertanto sono state ricercate in letteratura le più recenti pubblicazioni riguardanti gli algoritmi per l'analisi di qualità locale delle impronte digitali. I metodi che si basano sull'analisi della qualità locale generalmente suddividono l'immagine in blocchi quadrati non sovrapposti ed estraggono diversi tipi di informazione da ogni blocco per classificarlo sulla base di un certo valore che ne indica la qualità locale. Di seguito viene presentata una breve panoramica dei principali metodi di misura della qualità locale che si trovano in letteratura, suddivisi per categoria:

1. *Metodi basati sulla direzione locale*: Questo gruppo di metodi utilizza le informazioni sulla direzione locale fornite dall'immagine direzionale per calcolare diverse informazioni locali in ogni blocco.
 - a. *Orientation Certainty Level*: misura la concentrazione di energia lungo la direzione dominante delle ridge lines (Lim, et al., 2002).
 - b. *Ridge frequency, ridge thickness, ridge-to-valley thickness*: sono caratteristiche calcolate a partire dalla sinusoide che formano le ridge e le valley nella direzione normale al flusso delle ridge line (Lim, et al., 2002).
 - c. *Local Orientation Difference*: viene calcolata la media della differenza in valore assoluto dell'orientazione locale tra blocchi adiacenti (Chen, et al., 2004).
 - d. *Spatial Coherence*: misura della coerenza delle direzioni delle ridge line a partire dal gradiente dell'immagine a livelli di grigio (Chen, et al., 2005).

- e. *Symmetry features*: correlazione tra la simmetria lineare e parabolica nell'immagine di un'impronta digitale (Fronthaler, et al., 2006).
2. *Metodi basati sui filtri di Gabor*: I filtri di Gabor possono essere visti come un insieme di filtri che riescono a rappresentare le orientazioni e frequenze locali.
 - a. *Gabor features*: ogni blocco viene filtrato con un filtro di Gabor con m diverse direzioni. Nei blocchi di scarsa qualità le m risposte del filtro sono simili e la loro deviazione standard viene usata per determinare la qualità del blocco (Shen, et al., 2001).
 3. *Metodi basati sull'intensità dei pixel*: stimano la qualità di ogni blocco dell'immagine con informazioni estratte a partire dall'intensità dei pixel.
 - a. *Directionality*: minima somma delle differenze di intensità tra un pixel (i,j) e l pixel selezionati lungo un segmento centrato in (i,j) , calcolata per n direzioni differenti del segmento (Ratha, et al., 2004).
 - b. *Variance and local contrast*: i blocchi di bassa qualità hanno un valore basso sia di varianza sia di contrasto locale dei livelli di grigio (Joun, et al., 2003).
 - c. *Mean, variation, contrast and eccentric moment*: vengono calcolate due particolare medie, la Uppermean e la Undermean, e, dalla loro rappresentazione tramite istogramma, si individuano i valori in cui si sovrappongono, ovvero quelli a cui è associata un'affidabilità minore (Shi, et al., 2004).
 - d. *Clustering factor*: valori alti di addensamento dei pixel delle ridge line o delle valley indicano un'immagine chiara, senza rumore, e quindi di buona qualità (Lim, et al., 2004).
 - e. *Local clarity*: per ogni blocco si valuta il grado di sovrapposizione della distribuzione di livelli di grigio propri delle ridge line e delle valley. Una maggiore area di sovrapposizione corrisponde a una qualità inferiore (Chen, et al., 2004).
 4. *Metodi basati sullo spettro di potenza*: tipologia di analisi che viene condotta nel dominio delle frequenze.
 - a. *Discrete Fourier Transform of the sinusoid that models ridges and valleys*: estrazione della forma d'onda sinusoidale lungo la direzione normale alla direzione locale delle ridge line e calcolo della sua

trasformata discreta di Fourier. I blocchi di bassa qualità non presenteranno una frequenza dominante (Lim, et al., 2004).

5. *Metodi basati sulla combinazione di caratteristiche locali:*
 - a. *Amplitude, frequency and variance of the sinusoid that models ridges and valleys:* le ridge e le valley vengono modellate come onde sinusoidali lungo la direzione normale alla direzione locale della ridge estraendone l'ampiezza, la frequenza e la varianza. Sulla base di questi parametri vengono classificati i blocchi di buona e cattiva qualità (Hong, et al., 1998).
 - b. *Direction map, low contrast map, low flow map and high curvature map:* vengono generate diverse mappe della qualità dell'immagine che si basano su direzioni, contrasto, flusso delle ridge e curvatura. Queste mappe vengono poi integrate in un'unica mappa che contiene cinque livelli di qualità (Watson, et al., 2004).

Per questo lavoro di tesi sono stati scelti tre algoritmi da implementare per l'analisi della qualità locale. Due di questi appartengono alla categoria dei metodi basati sulla direzione locale che, in generale, sono i più utilizzati. L'altro algoritmo invece è stato scelto dalla categoria dei metodi basati sull'intensità dei pixel, per tentare di diversificare l'approccio e vedere quale potesse portare a risultati migliori. Nelle seguenti sezioni verranno descritti gli algoritmi implementati.

3.2 Orientation Strength

Nella sezione 1.3 del primo capitolo è stato introdotto il concetto di orientazione locale delle ridge line. L'orientazione locale può essere utilizzata anche per ottenere una stima della qualità locale, infatti le regioni dell'impronta digitale con più rumore non avranno un'orientazione dominante ben definita. Si è visto anche come l'approccio più semplice e naturale per l'estrazione dell'orientazione locale sia basato sul calcolo del gradiente dell'immagine. La stima di orientazione da un solo gradiente sarebbe però eccessivamente sensibile al rumore ed è quindi necessario calcolare medie su più gradienti

vicini. Tuttavia, a causa della circolarità degli angoli, non sarebbe semplice calcolare una media delle orientazioni di più gradienti. Una soluzione semplice ed elegante (Kass, et al., 1987) per superare il problema della circolarità consiste nel raddoppiare gli angoli. In questo modo, ogni elemento dell'immagine direzionale D è codificato dal vettore:

$$\mathbf{d} = [r_{ij} \cdot \cos 2\theta_{ij}, r_{ij} \cdot \sin 2\theta_{ij}]$$

dove 2θ viene utilizzato al posto di θ per superare il problema della circolarità e r_{ij} indica la coerenza dell'orientazione θ_{ij} . A questo punto la media degli angoli in una finestra locale di dimensione $n \times n$ può essere calcolata facendo separatamente la media delle due coordinate x e y , in modo da ottenere una stima più robusta:

$$\bar{\mathbf{d}} = \left[\frac{1}{n^2} \sum_{i,j} r_{ij} \cdot \cos 2\theta_{ij}, \frac{1}{n^2} \sum_{i,j} r_{ij} \cdot \sin 2\theta_{ij} \right]$$

Calcolando con quest'ultima formula la media tra due orientazioni ortogonali si otterrebbe come risultato un vettore di lunghezza nulla. Ciò indica che il vettore è privo di significato, indipendente dalla sua orientazione.

Basandosi su questa idea è possibile introdurre un metodo efficace per il calcolo dell'orientazione locale dominante a partire dalla media locale delle stime del gradiente in una finestra W (17×17) centrata nel punto di coordinate (x_i, y_j) :

$$\begin{aligned} \theta_{ij} &= 90^\circ + \frac{1}{2} \operatorname{atan2}(2G_{xy}, G_{xx} - G_{yy}), \\ G_{xy} &= \sum_{h=-8}^8 \sum_{k=-8}^8 \nabla_x(x_i + h, y_j + k) \cdot \nabla_y(x_i + h, y_j + k), \\ G_{xx} &= \sum_{h=-8}^8 \sum_{k=-8}^8 \nabla_x(x_i + h, y_j + k)^2, \\ G_{yy} &= \sum_{h=-8}^8 \sum_{k=-8}^8 \nabla_y(x_i + h, y_j + k)^2 \end{aligned}$$

dove ∇_x e ∇_y sono le componenti x e y del gradiente calcolato con una maschera di Sobel 3×3 e $\operatorname{atan2}(y, x)$ è l'arcotangente delle due variabili y e x . La coerenza r della stima di θ può essere definita come la norma della somma dei vettori orientazioni, divisa per la somma delle loro norme individuali, ovvero:

$$r = \frac{|\sum_W \mathbf{d}|}{\sum_W |\mathbf{d}|}$$

Il risultato è uno scalare sempre compreso nell'intervallo $[0,1]$. Quando tutte le orientazioni nella finestra W sono parallele tra loro si ha il valore massimo di coerenza. Viceversa per direzioni che sono opposte si ottiene il valore minimo. Per l'approccio basato sul calcolo del gradiente si può provare che l'equazione precedente si riconduce a:

$$r_{ij} = \frac{\sqrt{(G_{xx} - G_{yy})^2 + 4G_{xy}^2}}{G_{xx} + G_{yy}}$$

Facendo scorrere la finestra W nell'immagine in posizioni discrete e associando ai pixel che si trovano in posizione (x_i, y_j) (al centro della finestra) un valore proporzionale alla coerenza locale r_{ij} , si costruisce l'immagine della qualità locale associata all'impronta analizzata (figura 3.1 c).

Questo metodo fallisce nelle regioni con gradiente tendente a zero, infatti in queste regioni i valori bassi di entrambe le componenti x e y del gradiente comportano una grande sensibilità al rumore. Anche zone con alti valori di curvatura (come per esempio le singolarità) sono critiche, infatti il metodo presuppone che per avere una buona qualità le direzioni delle ridge non debbano cambiare troppo repentinamente.

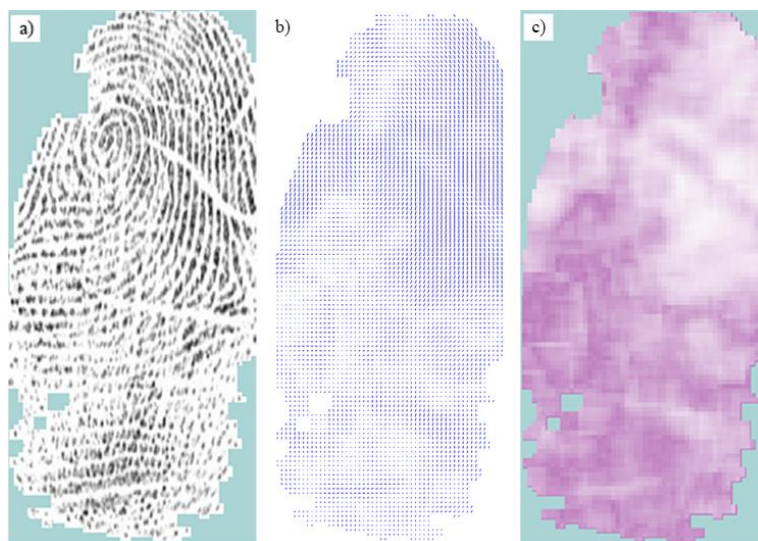


Figura 3.1 a) Impronta digitale segmentata. b) Orientazioni locali; i valori di coerenza sono proporzionali alla lunghezza dei segmenti. c) Immagine della qualità calcolata con la coerenza dell'orientazione locale utilizzando una finestra di 23×23 pixel, con uno step di 4 pixel. Le regioni più scure indicano una peggiore qualità.

3.3 Orientation Certainty Level

Anche questa tecnica si basa sull'estrazione dell'orientazione locale. In generale il metodo prevede di partizionare l'immagine dell'impronta digitale in blocchi quadrati di 32×32 pixel. Per avere una stima più dettagliata della qualità, invece di suddividere l'immagine in blocchi non sovrapposti, viene utilizzata una finestra scorrevole W all'interno dell'immagine. La stima della *ocl* (Orientation Certainty Level) viene effettuata per ogni posizione discreta della finestra all'interno dell'immagine. Con un parametro di *step* si può indicare il passo di campionamento, ossia la distanza fra il punto al centro della finestra e quello della finestra precedente. Inoltre può essere variata la dimensione della finestra con un ulteriore parametro che ne rappresenta la lunghezza del lato.

All'interno di una qualsiasi finestra si trovano le ridge line scure dell'impronta, intervallate dalle valley chiare, lungo la stessa direzione (figura 3.2).



Figura 3.2 Tipica struttura che si trova all'interno di una finestra nell'immagine.

Il gradiente (dx, dy) , calcolato in un pixel, permette di indicare l'orientazione e la coerenza dell'orientazione dell'immagine in quel pixel. Attraverso l'analisi in componenti principali è possibile formare una base ortogonale per la parte di immagine contenuta nella finestra, trovando i suoi autovalori e autovettori. Il rapporto tra i due autovalori dà un'indicazione di quanto è concentrata l'energia lungo la direzione dominante del flusso delle ridge line. La matrice di covarianza C del vettore gradiente per una finestra di immagine contenente N punti è data da:

$$C = \frac{1}{N} \sum_N \left\{ \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx & dy \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} a & c \\ c & b \end{bmatrix}$$

Per tale matrice di covarianza, si trova che gli autovalori λ sono calcolati come:

$$\lambda_{max} = \frac{(a + b) + \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}}{2}$$

$$\lambda_{min} = \frac{(a + b) - \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}}{2}$$

Per una finestra all'interno dell'immagine dell'impronta digitale, dunque, il valore di *ocl* viene ottenuto come rapporto tra i due autovalori λ_{min} e λ_{max} :

$$ocl = \frac{\lambda_{min}}{\lambda_{max}} = \frac{(a + b) - \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}}{(a + b) + \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}}$$

Se una finestra presenta uno schema ridge-valley molto ben definito allora $\lambda_{max} \gg \lambda_{min}$ e $ocl \approx 0$, al contrario, se una regione locale è caratterizzata da una cattiva qualità $\lambda_{max} \approx \lambda_{min}$ e $ocl \approx 1$.

Facendo scorrere la finestra *W* nell'immagine in posizioni discrete e associando ai pixel che si trovano in posizione (x_i, y_j) (al centro della finestra) un valore proporzionale alla *ocl* locale, si costruisce l'immagine della qualità locale associata all'impronta sotto analisi (figura 3.3).

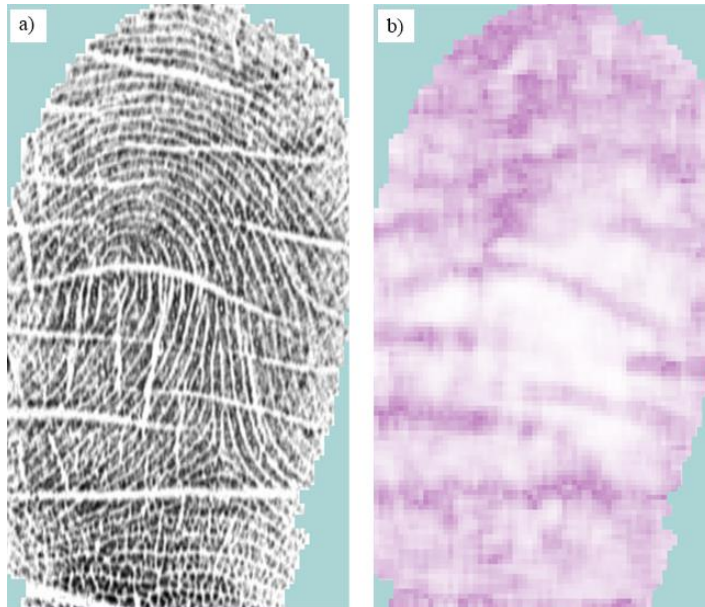


Figura 3.3 a) Impronta digitale segmentata. b) Immagine della qualità calcolata con la Orientation Certainty Level utilizzando una finestra di 17×17 con uno step di 4 pixel. Le regioni più scure indicano una peggiore qualità.

3.4 Local Clarity Score

Questa tecnica appartiene alla categoria dei metodi basati sull'intensità dei pixel. Nello specifico, con questa tecnica si cerca di capire quanto chiaramente distinte sono le ridge e le valley lungo la direzione del flusso delle ridge.

Per eseguire l'analisi di chiarezza locale, l'immagine viene partizionata in blocchi di 32×32 pixel. Anche in questo caso, al fine di ottenere una stima più dettagliata della qualità locale, viene utilizzata una finestra W di dimensioni variabili in base al parametro n che ne definisce il lato. All'interno della finestra considerata viene calcolata una linea di orientazione perpendicolare alla direzione delle ridge (figura 3.3 a). Viene poi estratto dall'interno della finestra un blocco V di dimensione $n \times n/2$ diretto lungo l'orientazione calcolata in precedenza. Il blocco viene poi ruotato in modo che le ridge line assumano una posizione verticale (figura 3.4 b).



Figura 3.4 a) Orientazioni perpendicolari al flusso delle ridge line calcolate in ogni finestra. b) Blocco V estratto e ruotato in posizione verticale.

A partire da V viene successivamente calcolato il suo profilo medio V_2 utilizzando la seguente formula:

$$V_2(i) = \frac{\sum_{j=1}^{n/2} V(i, j)}{n/2}, \quad i = 1 \dots n$$

dove i è l'indice orizzontale. Dopo aver calcolato V_2 si può applicare la regressione lineare per determinare la soglia DT di separazione tra i valori appartenenti alle ridge e quelli invece appartenenti alle valley. Nella figura 3.5 viene mostrata la linea DT posizionata al centro del vettore V_2 , che viene utilizzata per classificare le regioni appartenenti alle ridge e le regioni appartenenti alle valley. Le regioni identificate da valori minori di DT

corrispondono alle ridge e le altre alle valley. Quindi, come mostrato in figura 3.5 dalle linee verticali tratteggiate, le regioni delle ridge possono essere separate dalle regioni delle valley utilizzando il profilo medio V_2 .

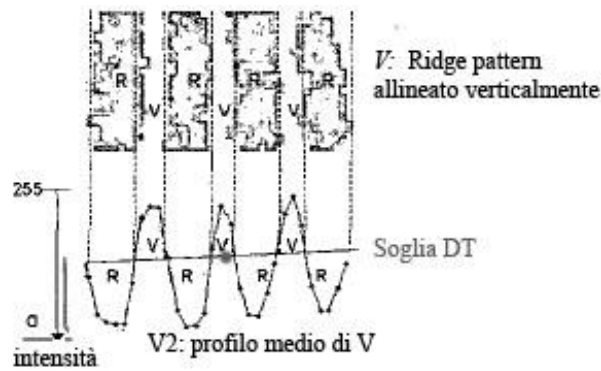


Figura 3.5 Corrispondenza tra il ridge pattern V e il suo profilo medio V_2 . La soglia DT permette di separare le ridge dalle valley in V .

In questo modo possono essere separate le ridge dalle valley in ogni finestra dell'immagine considerata, così da poter calcolare un livello di chiarezza in ognuna. La figura 3.6 mostra la distribuzione di livelli di grigio per le ridge e le valley che sono state separate. La regione in cui si sovrappongono contiene i livelli di grigio per cui non è possibile distinguere chiaramente le ridge dalle valley usando la soglia DT . La dimensione di questa regione di sovrapposizione è dunque un indicatore della qualità all'interno della finestra considerata.

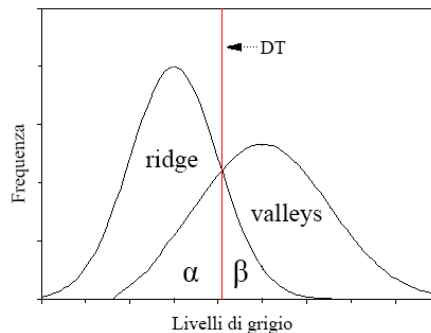


Figura 3.6 Distribuzione dei livelli di grigio delle ridge e delle valley.

Il Local Clarity Score LCS viene calcolato come segue:

$$LCS = \frac{\alpha + \beta}{2}, \quad \alpha = \frac{v_b}{v_t}, \quad \beta = \frac{r_b}{r_t}$$

dove v_b è il numero di pixel nelle valley la cui intensità è inferiore a DT , v_t è il numero totale di pixel nelle valley, r_b è il numero di pixel nelle ridge la cui intensità è superiore a DT , e r_t è il numero totale di pixel nelle ridge (figura 3.7). Dunque, essendo α e β le porzioni di sovrapposizione, LCS è dato dalla media di α e β .

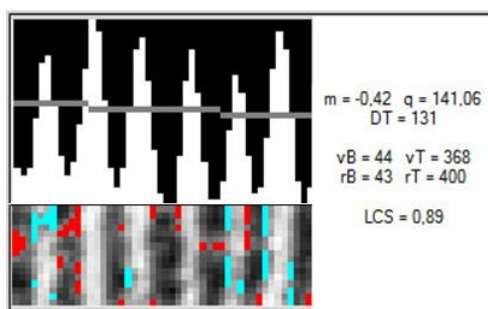


Figura 3.7 Immagine estratta dall'implementazione dell'algoritmo di LCS. In alto a sinistra la rappresentazione di un blocco V e della retta di regressione (in grigio); in basso il blocco V originale con i pixel v_b e r_b evidenziati in azzurro e rosso, rispettivamente; a destra i valori numerici associati.

Sono diversi i fattori che influiscono sulla dimensione dell'area di sovrapposizione, tra questi il rumore su ridge e valley, tagli lungo il ridge pattern, umidità del dito e ridge con un alto grado di curvatura. Utilizzando i valori locali di LCS calcolati con questo algoritmo si può costruire l'immagine della qualità locale associata all'impronta sotto analisi (figura 3.8).

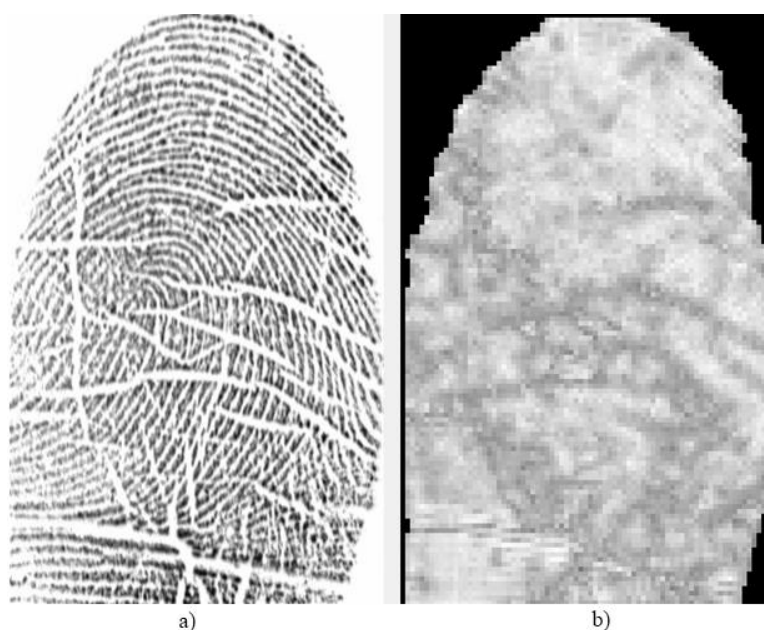


Figura 3.8 a) Impronta digitale con numerosi tagli. b) Immagine della qualità calcolata con il Local Clarity Score utilizzando blocchi 16×16 e uno step di 4 pixel. Le regioni più scure indicano una peggiore qualità.

3.5 Implementazione degli algoritmi

Per implementare gli algoritmi presentati nelle precedenti sezioni è stato usato il linguaggio C# del framework .NET. La scelta è stata guidata dal fatto che il Laboratorio di Sistemi Biometrici ha sviluppato, in tale linguaggio, numerose librerie per la gestione delle immagini e per l'analisi di impronte digitali. Ciò rende possibile anche la diretta integrazione di quanto implementato nei sistemi già esistenti come nel caso dell'algoritmo di estrazione di minuzie.

All'interno della libreria, i principali algoritmi vengono implementati come classi che implementano un'interfaccia *IAlgorithm*, ed è presente una classe astratta, *Algorithm*, che la implementa e fornisce alcune funzionalità di base utili alla maggior parte degli algoritmi. Inoltre è presente una classe astratta generica *ImageOperation* che è una specializzazione di *Algorithm* ed è utile come classe base per algoritmi di elaborazione di immagini. Ogni algoritmo di analisi della qualità è stato implementato come classe derivata da *ImageOperation* (figura 3.9) e prende in input l'immagine a livelli di grigio dell'impronta digitale restituendo come output un'immagine a livelli di grigio che rappresenta la qualità locale dell'impronta.

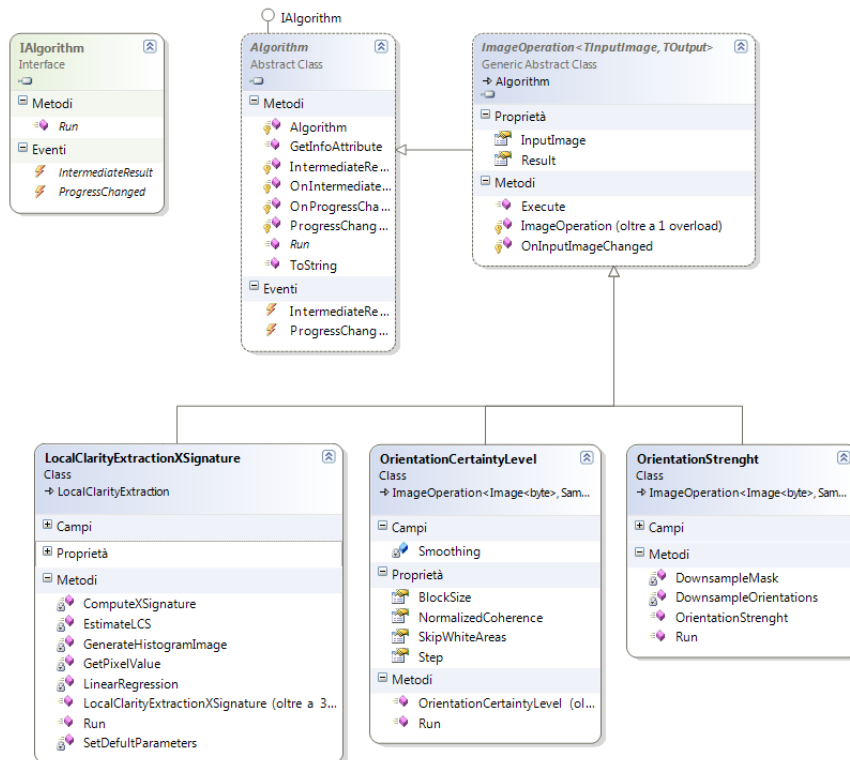


Figura 3.9 Diagramma delle classi UML. Le tre classi in basso sono quelle che implementano gli algoritmi di qualità locale e specializzano ImageOperation.

Il funzionamento di base di ogni algoritmo prevede l'utilizzo di una finestra mobile all'interno dell'immagine che serve a calcolare il valore di qualità nel punto centrale della finestra stessa, con operazioni che variano a seconda dell'algoritmo. Spostare la finestra di un solo pixel a ogni iterazione dell'algoritmo permetterebbe di calcolare un valore di qualità in ogni punto dell'immagine in input. Ciò risulta molto oneroso da punto di vista computazionale, perciò è stato introdotto un parametro di step che indica di quanti pixel deve essere traslata la finestra in orizzontale o in verticale ad ogni iterazione. Scegliendo un valore di step adeguato è possibile ridurre molto il numero di iterazioni degli algoritmi senza perdere troppo livello di dettaglio per l'immagine di qualità finale. Un altro parametro che è possibile impostare è la dimensione della finestra, anch'essa rilevante sia per le prestazioni, sia per l'efficacia degli algoritmi.

In fase di implementazione è stata sfruttata un'interfaccia grafica che permettesse di visualizzare l'input e l'output degli algoritmi e di impostare i valori dei vari parametri associati. Inoltre tale interfaccia consente di visualizzare i passi intermedi degli algoritmi o i risultati delle singole iterazioni (figura 3.10).

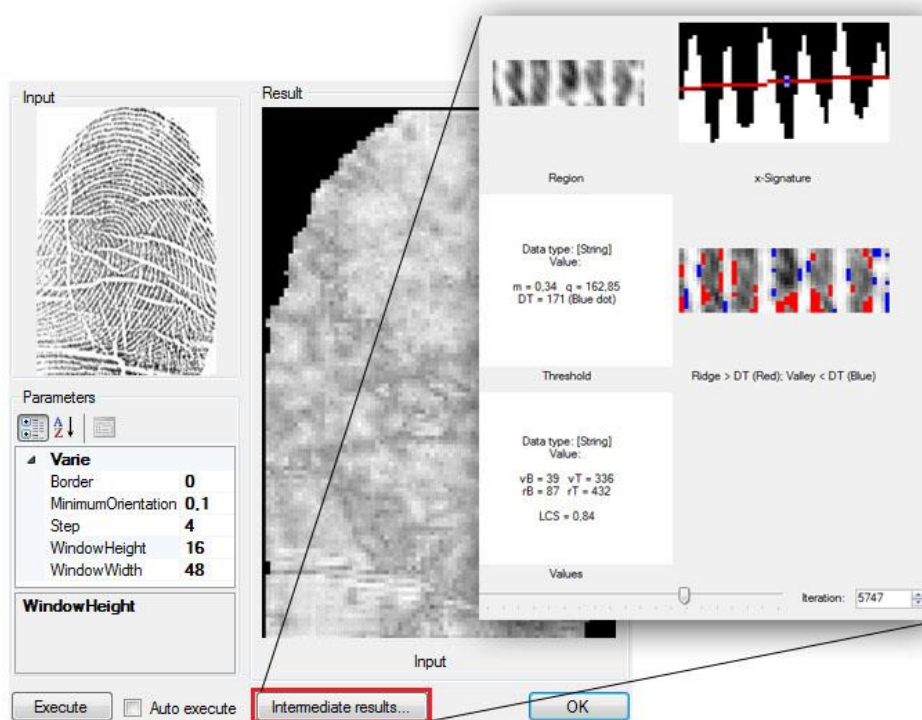


Figura 3.10 Interfaccia grafica per la visualizzazione dell'input e dell'output degli algoritmi e il settaggio dei relativi parametri. In evidenza la finestra che permette di controllare i risultati delle singole iterazioni dell'algoritmo (in questo caso il Local Clarity Score).

L'interfaccia grafica è risultata estremamente utile sia per la verifica della corretta implementazione degli algoritmi, sia per un riscontro immediato dell'effetto dato del cambiamento dei vari parametri di un algoritmo.

Le immagini della qualità che si ottengono come risultato diretto degli algoritmi implementati presentano spesso irregolarità date da bruschi cambiamenti di luminosità dei pixel in alcune zone. Per regolarizzarle è stato introdotto un passo di smoothing (figura 3.11) utilizzando un filtro gaussiano di dimensioni 3×3 . Testando le performance degli algoritmi ci si è resi conto che il passo di smoothing migliora i risultati ottenuti.

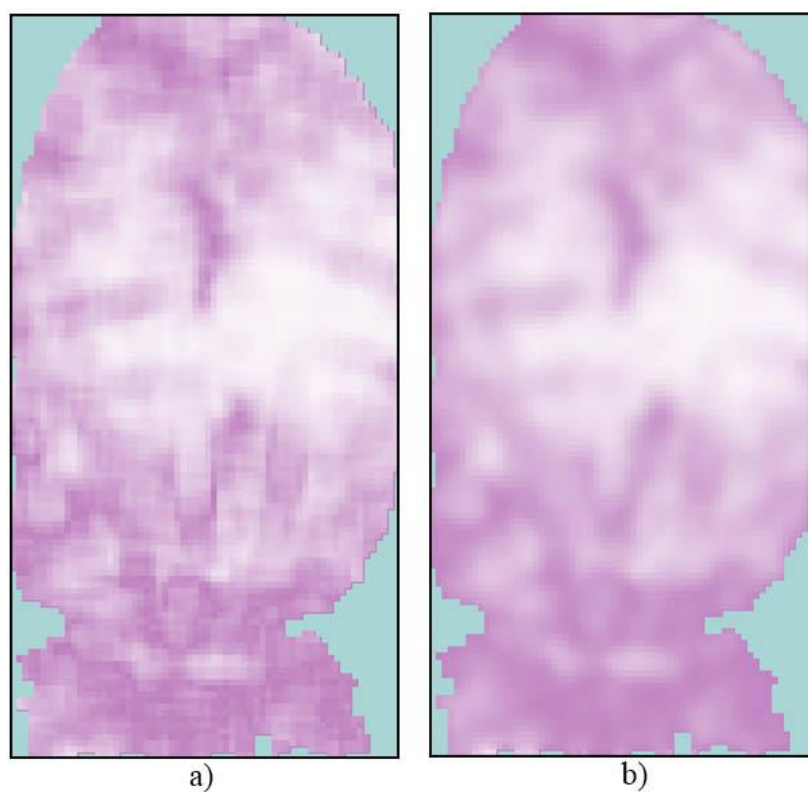


Figura 3.11 a) Immagine della qualità prodotta direttamente dall'algoritmo di analisi della qualità locale. b) Immagine della qualità regolarizzata con il passo di smoothing.

L'ultimo passo che deve essere effettuato è quello della costruzione dell'immagine della bassa qualità, ovvero l'immagine che determina quali sono le regioni dell'impronta che sono inaffidabili a causa della qualità troppo bassa. Questo viene fatto a partire dall'immagine della qualità regolarizzata, decidendo una soglia di intensità dei pixel. Tutti i pixel al di sopra di tale soglia indicano una qualità accettabile e gli altri una qualità troppo bassa. Anche nel

processo di creazione dell'immagine di bassa qualità può essere introdotto un accorgimento che migliora le prestazioni. Infatti nell'immagine che si ottiene sono spesso presenti regioni di cattiva qualità che racchiudono buchi ritenuti di buona qualità, oppure piccoli gruppi di pixel isolati (figura 3.12 b). È molto probabile che i pixel all'interno dei buchi, circondati da altri pixel che indicano una cattiva qualità, debbano anch'essi indicare una cattiva qualità. Viceversa, i piccoli gruppi di pixel circondati da regioni che indicano buona qualità è probabile che debbano indicare una buona qualità. Perciò viene fatto un ultimo passo in cui si riempiono i buchi ritenuti abbastanza piccoli (in base a un parametro) e si eliminano i piccoli gruppi di pixel isolati (figura 3.12 c). Testando gli algoritmi con e senza il passo di eliminazione dei buchi si verifica che i risultati migliorano quando tale passo viene effettuato.

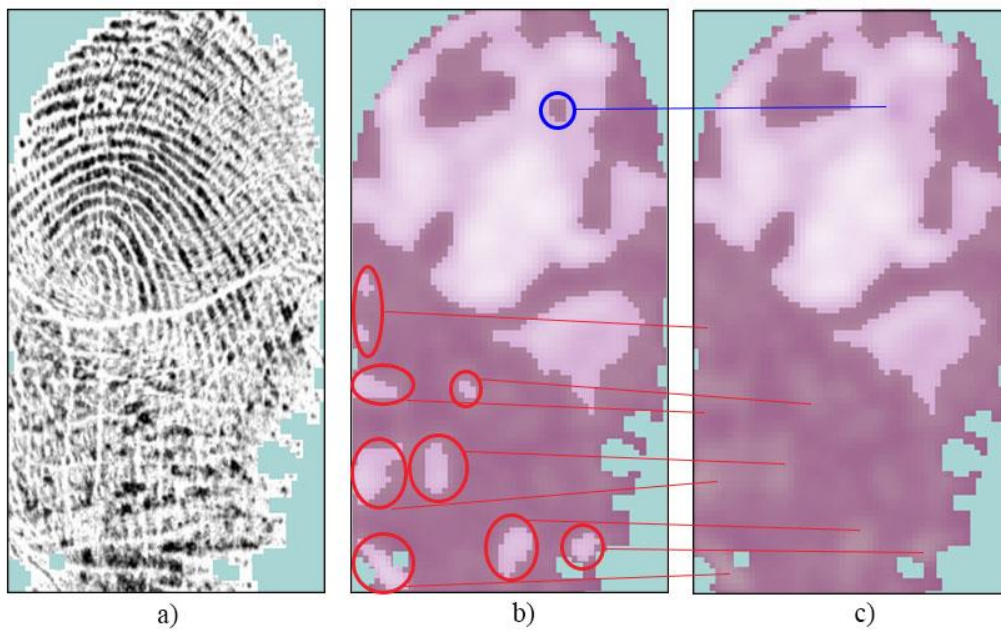


Figura 3.12 a) Immagine dell'impronta digitale. b) immagine della cattiva qualità (in scuro) sovrapposta all'immagine di qualità regolarizzata; sono cerchiati in rosso i buchi nelle regioni di cattiva qualità e in blu un piccolo gruppo isolato di pixel. c) Immagine della cattiva qualità dopo il passo di chiusura dei buchi e eliminazione dei gruppi isolati di pixel.

Capitolo 4.

Prove sperimentali

4.1 I test effettuati

Al fine di misurare le prestazioni dell'algorithmo di estrazione delle minuzie con l'integrazione degli algoritmi di analisi della qualità locale è stato creato un apposito sistema di test. Il sistema lavora con il database di impronte appositamente realizzato e descritto nel secondo capitolo. In particolare confronta i template di ground truth con quelli prodotti dall'algorithmo di estrazione in seguito all'integrazione dell'analisi di qualità locale, calcolando le statistiche sulla base delle differenze trovate.

Sono state testate separatamente le prestazioni raggiunte utilizzando ciascuno dei tre algoritmi di analisi di qualità locale e, per ognuno, sono state provate tutte le combinazioni possibili di configurazione dei parametri. I report del sistema, oltre a indicare i valori di interesse risultanti da ogni test effettuato, mostrano anche la combinazione di parametri che li ha generati. Tra i parametri in questione c'è anche la soglia utilizzata per decidere quali valori dell'immagine della qualità siano da considerare troppo bassi.

Oltre a valutare separatamente gli algoritmi implementati, si è provato anche a costruire l'immagine della qualità finale come media pesata dei valori di qualità ottenuti dai singoli algoritmi. Anche in questo caso il sistema ha provato varie configurazioni assegnando ogni volta un peso diverso al risultato di ciascun algoritmo, in modo da verificare se l'utilizzo in sinergia di più algoritmi potesse migliorare i risultati ottenuti.

I principali indicatori di prestazioni che sono stati considerati sono la quantità di minuzie missed, quella di minuzie false e la loro somma. In particolare la somma può riassumere le prestazioni generali dato che, al diminuire delle minuzie false, si verifica un aumento delle minuzie missed e viceversa. Questo comportamento è dovuto al fatto che le regioni dell'immagine al di sotto della

soglia di qualità potrebbero contenere anche minuzie che l'algoritmo di estrazione era riuscito a rilevare correttamente.

Dunque il risultato che si cerca di ottenere è una significativa diminuzione della quantità di minuzie false mantenendo contenuto il numero di minuzie missed. In altre parole, posti dei limiti superiori per le missed, si vuole che la somma di missed e di false sia più piccola possibile.

4.2 Implementazione del sistema di test

Un modo per testare le prestazioni degli algoritmi implementati potrebbe essere quello di eseguire ogni volta, per tutte le impronte del database, l'algoritmo di estrazione delle minuzie con integrata la tecnica di analisi di qualità locale da testare al variare dei relativi parametri. In questo modo però i passi necessari per l'estrazione di base delle minuzie da parte dell'algoritmo di estrazione verrebbero inutilmente ripetuti ogni volta, comportando un notevole aumento del tempo di calcolo che rappresenta già una criticità per la natura stessa dei test da effettuare. Per questo motivo si è deciso di mantenere disaccoppiati, in fase di test, gli algoritmi di analisi della qualità dall'algoritmo di estrazione delle minuzie. Infatti è sufficiente eseguire una sola volta l'estrazione delle minuzie per poter avere a disposizione i template necessari, a partire dai quali eliminare le minuzie spurie in seguito all'analisi della qualità locale.

Per realizzare quanto appena illustrato è stato necessario implementare un sistema di test che riceve in input i template di minuzie prodotti dall'algoritmo di estrazione assieme alle immagini delle impronte digitali e ai template di ground truth. Il sistema deve permettere di eseguire l'analisi della qualità locale, con ogni algoritmo implementato, al variare di tutti i parametri dell'algoritmo stesso. Le immagini della qualità risultanti da questo processo vengono utilizzate per costruire l'immagine della cattiva qualità dell'impronta. Così si possono eliminare dai template tutte le minuzie che, all'interno dell'impronta, si trovano in posizioni corrispondenti a regioni di cattiva qualità. Sfruttando il software di analisi di template presentato nella sezione 2.4 è poi

possibile produrre le statistiche sulla base delle differenze trovate con i template di ground truth.

Di seguito viene riportato (figura 4.1) e descritto più nel dettaglio il diagramma di sequenza del sistema:

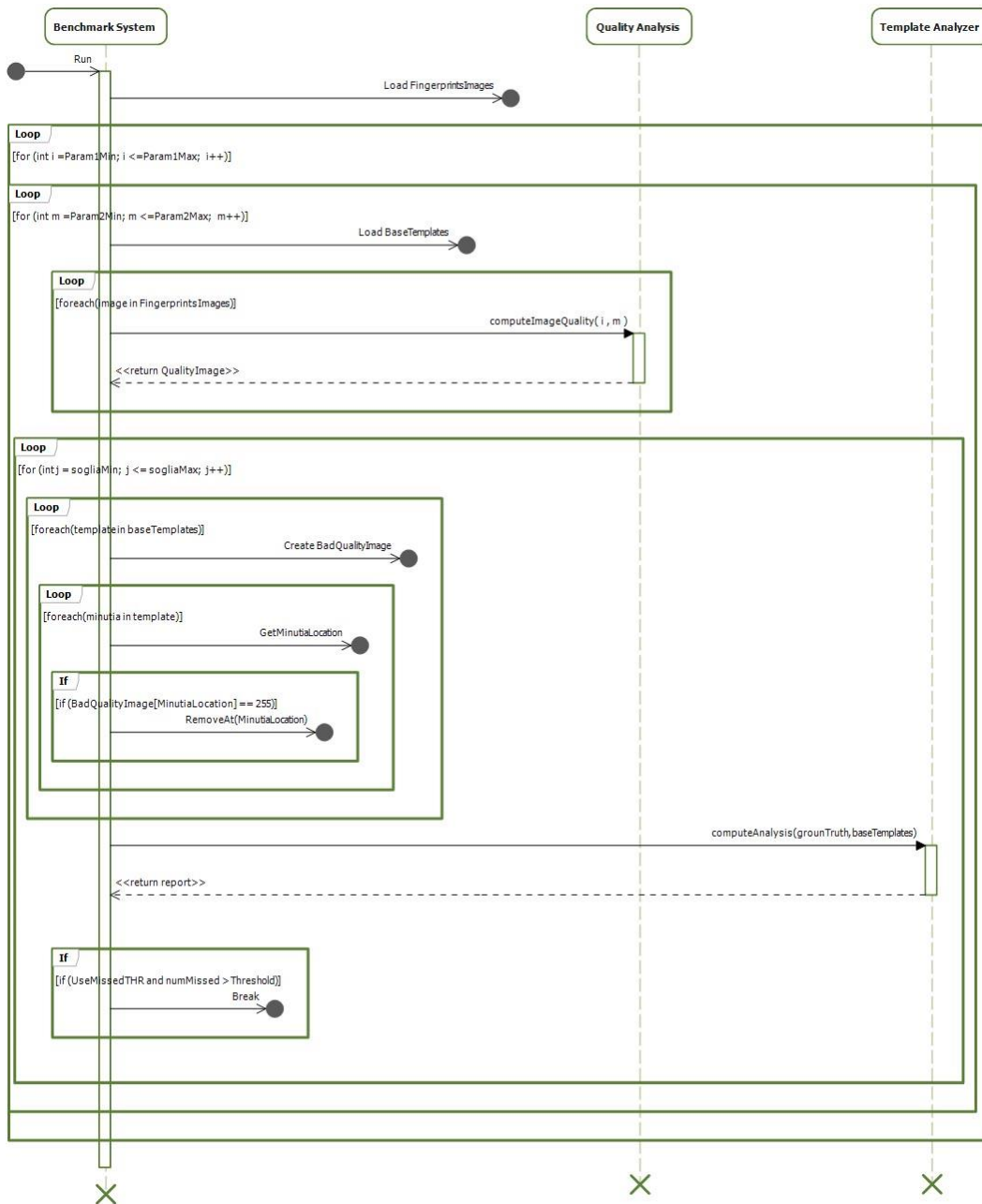


Figura 4.1 Diagramma di sequenza del sistema di test.

I primi due cicli sono quelli che fanno variare i parametri da utilizzare per l'algoritmo di analisi della qualità locale. Al loro interno vengono caricati in memoria, da file, i template di base, ovvero quelli ottenuti come risultato dall'algoritmo di estrazione delle minuzie senza il controllo della qualità. Il terzo ciclo scorre le immagini del database di impronte e, per ognuna, richiede l'esecuzione dell'analisi di qualità locale, ricevendo come risultato tutte le immagini della qualità. Il quarto ciclo è quello in cui viene fissata la soglia con cui determinare le regioni di cattiva qualità, così nel quinto ciclo viene generata l'immagine della cattiva qualità associata a ogni template del database, ponendo al valore 255 tutti i pixel dell'immagine della qualità la cui intensità risulta inferiore alla soglia e a 0 tutti gli altri. Nel sesto ciclo si scorrono tutte le minuzie del template in questione e se ne recuperano le posizioni. Se nella stessa posizione il valore dell'immagine di cattiva qualità è impostato a 255, la minuzia viene eliminata dal template. Viene poi richiesta l'analisi dei template processati e ricevuto in risposta il report dei risultati. A questo punto si trova un blocco condizionale che controlla il numero di minuzie missed presente nel report e, se era stato impostato un limite, interrompe il ciclo sui valori della soglia di qualità. Quest'ultimo accorgimento serve a risparmiare tempo di calcolo, infatti se ad una certa iterazione viene superato il limite di missed, nelle successive la soglia aumenta di valore e dunque le missed potranno solo aumentare rendendo inutile la prosecuzione del ciclo.

Il sistema deve calcolare un numero molto elevato di configurazioni possibili dei parametri e, per quanto riguarda il tempo di calcolo, l'operazione che ne richiede un quantitativo maggiore è l'analisi della qualità locale eseguita per ogni immagine del database (nel terzo ciclo). Per questo motivo si è deciso di parallelizzare questa operazione, facendo eseguire il ciclo ad essa associato da più thread. La parallelizzazione è stata facilitata anche dal fatto che ogni immagine della qualità può essere calcolata in maniera completamente indipendente dalle altre, quindi non sono stati necessari particolari accorgimenti per rendere l'operazione thread-safe.

I report prodotti dal sistema vengono infine salvati su disco come file di testo e contengono la quantità di minuzie missed e false trovate per ogni configurazione di parametri degli algoritmi.

4.3 Risultati

Di seguito vengono riportate le tabelle che contengono i risultati dei test effettuati per l'algoritmo di estrazione delle minuzie, in abbinamento a ogni algoritmo di analisi della qualità e al variare dei relativi parametri.

- **Orientation Strength:** I parametri considerati sono la dimensione del lato della finestra quadrata W che può assumere valori nell'intervallo $[7, 33]$ e il valore della soglia di qualità che è compreso nell'intervallo $[10, 245]$. In totale è stato analizzato un numero di configurazioni possibili dell'ordine di $6 \cdot 10^3$. Nella tabella 4.1 sono riportati i primi risultati filtrati in modo che il numero di missed rimanesse inferiore al 35% e ordinati per somma di missed e false crescente:

W	Soglia	Missed	%	False	%	Missed + false
32	91	567	34,91%	2922	179,93%	214,84%
30	91	567	34,91%	2951	181,71%	216,62%
31	91	567	34,91%	2951	181,71%	216,62%
32	90	559	34,42%	2983	183,68%	218,10%
30	90	559	34,42%	3007	185,16%	219,58%
31	90	559	34,42%	3007	185,16%	219,58%
32	89	554	34,11%	3042	187,32%	221,43%
28	90	564	34,73%	3044	187,44%	222,17%
29	90	564	34,73%	3044	187,44%	222,17%
24	91	558	34,36%	3051	187,87%	222,23%
25	91	558	34,36%	3051	187,87%	222,23%
22	92	566	34,85%	3055	188,12%	222,97%
23	92	566	34,85%	3055	188,12%	222,97%
30	89	552	33,99%	3080	189,66%	223,65%
31	89	552	33,99%	3080	189,66%	223,65%

Tabella 4.1 Risultati ottenuti utilizzando l'algoritmo di Orientation Strength per l'analisi della qualità locale. Evidenziato in rosso il risultato migliore.

- **Orientation Certainty Level:** I parametri considerati sono la dimensione del lato della finestra quadrata W , che può assumere valori nell'intervallo [3,33] e il valore della soglia di qualità, che è compreso nell'intervallo [10,245]. In totale è stato analizzato un numero di configurazioni possibili dell'ordine di $7 \cdot 10^3$. Nella tabella 4.2 sono riportati i primi risultati filtrati in modo che il numero di missed rimanesse inferiore al 35% e ordinati per somma di missed e false crescente:

W	Soglia	Missed	%	False	%	Missed + false
3	194	551	33,93%	4551	280,23%	314,16%
3	193	541	33,31%	4753	292,67%	325,98%
4	162	566	34,85%	4805	295,87%	330,72%
5	162	566	34,85%	4805	295,87%	330,72%
30	116	568	34,98%	4894	301,35%	336,33%
31	116	568	34,98%	4894	301,35%	336,33%
4	161	555	34,17%	4938	304,06%	338,23%
5	161	555	34,17%	4938	304,06%	338,23%
30	115	563	34,67%	4943	304,37%	339,04%
31	115	563	34,67%	4943	304,37%	339,04%
28	115	564	34,73%	4943	304,37%	339,10%
29	115	564	34,73%	4943	304,37%	339,10%
32	115	564	34,73%	4947	304,62%	339,35%
33	115	564	34,73%	4947	304,62%	339,35%
26	115	566	34,85%	4952	304,93%	339,78%

Tabella 4.2 Risultati ottenuti utilizzando l'algoritmo di Orientation Certainty Level per l'analisi della qualità locale. Evidenziato in rosso il risultato migliore.

- **Local Clarity Score:** I parametri considerati sono la lunghezza W_w e l'altezza W_h della finestra rettangolare W , entrambe comprese nell'intervallo [7, 48] e il valore della soglia di qualità che è compreso nell'intervallo [10, 245]. In totale è stato analizzato un numero di configurazioni possibili dell'ordine di $4 \cdot 10^5$. Nella tabella 4.3 sono riportati i primi risultati filtrati in modo che il numero di missed rimanesse inferiore al 35% e ordinati per somma di missed e false crescente:

W_w	W_h	Soglia	Missed	%	False	%	Missed + false
10	39	155	567	34,91%	1833	112,87%	147,78%
9	38	154	567	34,91%	1849	113,85%	148,76%
9	41	153	561	34,54%	1855	114,22%	148,76%
8	36	153	560	34,48%	1859	114,47%	148,95%
9	35	155	561	34,54%	1908	117,49%	152,03%
9	44	152	563	34,67%	1914	117,86%	152,53%
8	33	154	558	34,36%	1924	118,47%	152,83%
10	41	154	561	34,54%	1937	119,27%	153,81%
8	42	151	565	34,79%	1934	119,09%	153,88%
8	46	150	568	34,98%	1937	119,27%	154,25%
10	38	155	563	34,67%	1951	120,14%	154,81%
9	40	153	556	34,24%	1961	120,75%	154,99%
9	30	157	562	34,61%	1957	120,50%	155,11%
9	37	154	549	33,81%	1976	121,67%	155,48%
11	41	155	562	34,61%	1967	121,12%	155,73%

Tabella 4.3 Risultati ottenuti utilizzando l' algoritmo di Local Clarity Score per l' analisi della qualità locale. Evidenziato in rosso il risultato migliore.

Con questo algoritmo sono stati ottenuti risultati molto interessanti, nella tabella 4.4 vengono riportati alcuni altri casi significativi ottenuti alzando il limite delle minuzie missed consentite.

W_w	W_h	Soglia	Missed	%	False	%	Missed + false
11	17	184	1041	64,10%	252	15,52%	79,62%
8	33	160	807	49,69%	665	40,95%	90,64%
8	29	160	730	44,95%	896	55,17%	100,12%
9	31	159	640	39,41%	1275	78,51%	117,92%

Tabella 4.4 Risultati ottenuti utilizzando l' algoritmo di Local Clarity Score per l' analisi della qualità locale. Le righe contengono i migliori risultati ottenuti modificando il limite delle minuzie missed in questo ordine: 65% (prima riga), 50% (seconda riga), 45% (terza riga) e 40% (quarta riga).

Nella figura 4.2 viene mostrato un esempio di come l'analisi di qualità locale, effettuata con l'algoritmo di Local Clarity Score, comporti una notevole riduzione delle minuzie false pur mantenendo basso il numero di minuzie missed. L'immagine è relativa a un'impronta appartenente al database di test e i parametri che sono stati utilizzati per l'analisi della qualità sono quelli corrispondenti al risultato migliore riportato nella tabella 4.3.

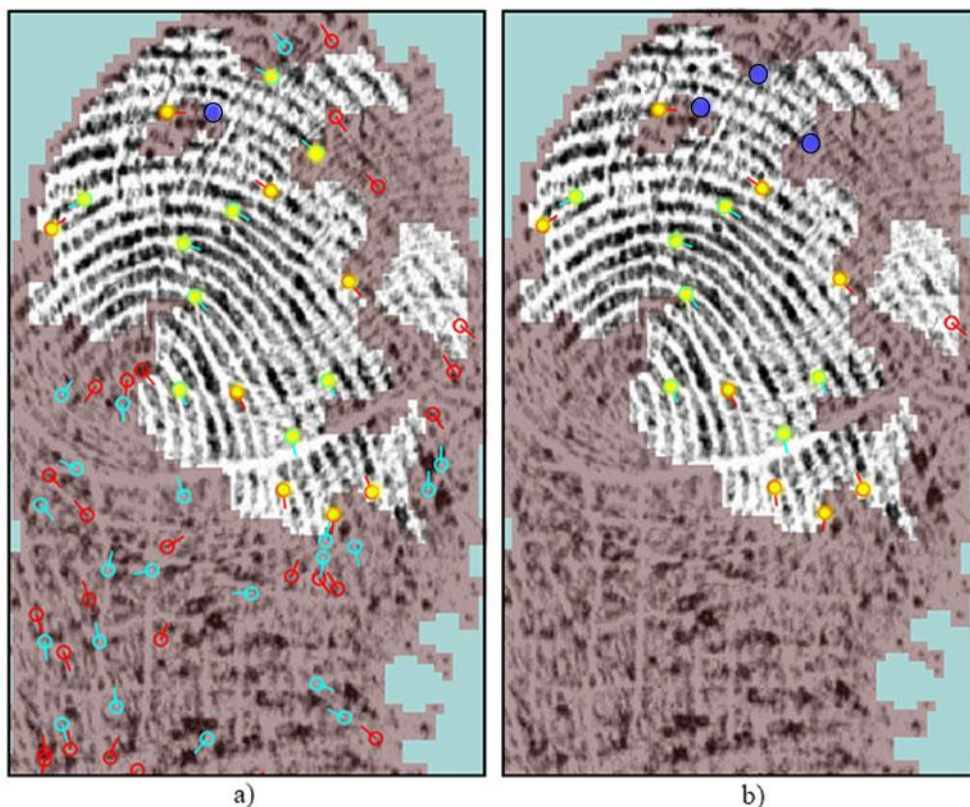


Figura 4.2 a) Risultato dell'estrazione di minuzie senza il controllo della qualità. b) Risultato dell'estrazione con il controllo della qualità. Le regioni evidenziate in scuro sono quelle con valori di qualità inferiore alla soglia; le minuzie evidenziate in giallo sono quelle corrispondenti al ground truth, i pallini blu indicano le minuzie missed e le altre minuzie sono le false. In b) quasi tutte le minuzie false sono state eliminate, e solo due minuzie missed si sono aggiunte.

Infine vengono riportati in tabella 4.5 i risultati ottenuti dall'azione combinata dei tre algoritmi. Questi sono stati impiegati con pesi diversi per costruire l'immagine della qualità finale. I pesi che sono stati utilizzati appartengono all'intervallo $[0,1]$ e vengono generati in modo da evitare le configurazioni in cui due algoritmi hanno peso nullo e l'altro ha peso unitario, poiché si ricadrebbe in uno dei casi dell'analisi degli algoritmi considerati separatamente. In totale è stato testato un numero di configurazioni possibili

dell'ordine di $2 \cdot 10^7$. Nella tabella sono riportati i primi risultati filtrati in modo che il numero di missed rimanesse inferiore al 35% e ordinati per somma di missed e false crescente. P_{OS} indica il peso associato all'algoritmo Orientation Strength, P_{OCL} il peso associato all'algoritmo Orientation Certainty Level e P_{LCS} il peso associato all'algoritmo Local Clarity Score.

P_{OS}	P_{OCL}	P_{LCS}	Soglia	Missed	%	False	%	Missed + false
0	0,1	0,9	157	566	34,85%	2439	150,18%	185,03%
0	0,1	0,9	156	567	34,91%	2472	152,22%	187,13%
0,2	0	0,8	150	564	34,73%	2502	154,06%	188,79%
0,2	0	0,8	152	568	34,98%	2508	154,43%	189,41%
0,2	0	0,8	150	563	34,67%	2517	154,99%	189,66%
0,2	0	0,8	151	568	34,98%	2515	154,86%	189,84%
0,2	0	0,8	150	562	34,61%	2526	155,54%	190,15%
0,2	0	0,8	152	568	34,98%	2522	155,30%	190,28%
0,2	0	0,8	149	565	34,79%	2527	155,60%	190,39%
0,2	0	0,8	152	566	34,85%	2528	155,67%	190,52%
0,2	0	0,8	150	564	34,73%	2531	155,85%	190,58%
0,2	0	0,8	150	568	34,98%	2530	155,79%	190,77%
0,2	0	0,8	151	568	34,98%	2532	155,91%	190,89%
0,2	0	0,8	149	563	34,67%	2537	156,22%	190,89%
0	0,1	0,9	158	568	34,98%	2533	155,97%	190,95%

Tabella 4.5 Risultati ottenuti utilizzando diverse combinazioni degli algoritmi per l'analisi della qualità locale. Per ragioni di spazio non sono stati inseriti nella tabella i parametri degli algoritmi.

4.4 Analisi dei risultati

Ai fini di un'analisi dei risultati ottenuti va tenuto presente che i test hanno come scopo principale la diminuzione delle minuzie false che erano state individuate come maggior problema durante l'analisi degli algoritmi di estrazione delle minuzie effettuata nella sezione 2.4. Tuttavia è necessario

anche prestare attenzione alla quantità di minuzie missed, questa infatti non può diminuire rispetto al risultato di partenza, poiché gli algoritmi implementati agiscono come post-processing e di conseguenza non possono individuare altre minuzie che non fossero state individuate precedentemente dall'algoritmo di estrazione. Inoltre, dal momento che si eliminano minuzie dalle regioni reputate di bassa qualità, il numero di minuzie missed può aumentare poiché, in alcune di queste regioni, potrebbero esserci anche minuzie reali che l'algoritmo era riuscito a individuare. Per questo motivo si è scelto di fissare il limite di aumento delle minuzie missed al 35%, infatti si ritiene importante non perdere troppa informazione sulle minuzie reali. Posto tale limite, i risultati migliori sono quelli che minimizzano la somma di missed e false.

Tutti e tre gli algoritmi implementati riescono a diminuire la quantità di minuzie false, ma quello di Local Clarity Score fornisce i risultati migliori. La somma di missed e false relativa all'algoritmo di Orientation Strength è superiore di un fattore 1,5 circa. Quella relativa all'algoritmo di Orientation Certainty Level risulta essere più del doppio. Di seguito viene riportata la tabella 4.6 che compara i risultati ottenuti con quelli dell'algoritmo di estrazione di minuzie senza controllo della qualità e con uno dei migliori algoritmi allo stato dell'arte:

Algoritmo	Missed %		False %		Missed + false
<i>Estrazione senza controllo qualità</i>	338	20,81%	6930	426,72%	447,53%
<i>Estrazione + Orientation Strength</i>	567	34,91%	2922	179,93%	214,84%
<i>Estrazione + Orientation Certainty Level</i>	551	33,93%	4551	280,23%	314,16%
<i>Estrazione + Local Clarity Score</i>	567	34,91%	1833	112,87%	147,78%
<i>Stato dell'arte</i>	318	19,58%	2334	143,72%	163,30%

Tabella 4.6 Tabella di comparazione dei risultati per i diversi algoritmi di estrazione delle minuzie. Evidenziato in rosso il risultato che minimizza la somma di minuzie missed e false.

La somma di minuzie missed e false ottenuta dall'algoritmo di estrazione delle minuzie utilizzando il Local Clarity Score è inferiore anche al risultato ottenuto da uno dei migliori algoritmi allo stato dell'arte. Quest'ultimo tuttavia riesce ad avere una percentuale di minuzie missed molto bassa, pur mantenendo una percentuale di false piuttosto contenuta. Ciò potrebbe derivare da un algoritmo di estrazione delle minuzie più efficace per quanto riguarda i passi che portano all'estrazione: questo consentirebbe di individuare una maggior quantità di minuzie reali in caso di cattiva qualità dell'impronta; oppure potrebbe derivare dalla scelta di mantenere molto bassa la percentuale di minuzie missed a fronte del fatto di disporre di un algoritmo di post-processing per l'eliminazione delle minuzie false molto efficace, che riesce a contenerne comunque il numero.

Per quanto riguarda la combinazione dei tre algoritmi di analisi della qualità, si è visto che i risultati ottenuti non migliorano quelli ottenuti singolarmente con il Local Clarity Score.

Conclusioni

L'obiettivo di questo lavoro di tesi era quello di utilizzare tecniche di analisi della qualità locale per migliorare l'efficacia degli algoritmi di estrazione di minuzie nel riconoscimento di impronte digitali. Sulla base dei risultati riportati nella sezione 4.3, gli obiettivi sono stati raggiunti. I vari algoritmi di analisi della qualità locale implementati hanno consentito di diminuire significativamente il numero di minuzie false e, in particolare, è emerso che un algoritmo molto efficace è quello di Local Clarity Score, che ha permesso di portare la somma di missed e false da un valore percentuale di 447,53% a un valore di 147,78%, rendendo l'algoritmo di estrazione delle minuzie più accurato e con risultati comparabili a quelli di uno dei migliori algoritmi allo stato dell'arte. Benché i risultati ottenuti siano soddisfacenti, si ritiene che ci sia ancora margine di miglioramento. Il problema principale rimane quello di cercare di limitare il più possibile la crescita del numero di minuzie missed in seguito alla riduzione delle false.

In futuro questo lavoro potrebbe essere ulteriormente migliorato e ampliato nei seguenti modi:

- Implementando e misurando l'efficacia di altri algoritmi per l'analisi della qualità locale tra quelli presentati nella sezione 3.1. I test possono essere ripetuti anche utilizzando la tecnica di combinazione dei risultati di più algoritmi di analisi della qualità che, con nuovi algoritmi implementati, potrebbe portare a risultati differenti, consentendo miglioramenti rispetto alle prestazioni dei singoli algoritmi.
- Studiando un altro approccio, per quanto riguarda le minuzie missed, volto al miglioramento dei passi di estrazione delle minuzie in caso di impronte con scarsa qualità. In questo modo nella fase di post-processing si avrebbe come base di partenza un numero inferiore di missed.

- Ampliando il database di ground truth realizzato, etichettando manualmente le minuzie di altre impronte, in modo di disporre di una base di dati ancora più ampia su cui svolgere ulteriori sperimentazioni.

Bibliografia

Arcelli, C. e Baja, G.S.D. 1984. A width independent fast thinning algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*. 1984. Vol. 4, 7.

Ashbaugh, David R. 1999. *Quantitative–Qualitative Friction Ridge Analysis: An Introduction to Basic and Advanced Ridgeology*. Boca Raton : CRC Press, 1999.

Chen, J., Chan, F. e Moon, Y.S. 2007. Fingerprint Matching with Minutiae Quality Score. *Proc. Int. Conf. on Biometrics*. 2007.

Chen, T., Jiang, X. e Yau, W. 2004. Fingerprint image quality analysis. *Proc. Int. Conf. Image Process*. 2004. p. 1253-1256.

Chen, Y., Dass, S. e Jain, A. 2005. Fingerprint quality indices for predicting authentication performance. 2005. p. 160-170.

Fronthaler, H., Kollreider, K. e Bigun, J. 2006. Automatic image quality assessment with application in biometrics. *Proc. Workshop Biometrics*. 2006. p. 30-35.

Galton, F. 1892. *Finger Prints*. London : Macmillan, 1892.

Hong, L., Wan, Y. e Jain, A.K. 1998. Fingerprint image enhancement: Algorithms and performance evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*. 1998. Vol. 20, 8.

Joun, S., et al. 2003. An experimental study on measuring image quality of infant fingerprints. *Proc. KES*. 2003. p. 1261-1269.

Kass, M. e A., Witkin. 1987. Analyzing oriented patterns. *Computer Vision Graphics and Image Processing*. 1987. Vol. 37, 3, p. 362-385.

Lim, E., et al. 2004. Fingerprint image quality analysis. *Proc. ICIP*. 2004. p. 1241-1244.

Lim, E., Jiang, X. e Yau, W. 2002. Fingerprint quality and validity analysis. *Proc. Int. Conf. Image Process*. 2002. p. 469-472.

Maio, D. e Maltoni, D. 1997. Direct Gray-Scale Minutiae Detection in Fingerprints. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1997. Vol. 19, 1.

Maltoni, D., Maio, D. e Jain, A. K. e Prabhakar, S. 2003. *Handbook of Fingerprint Recognition*. New York : Springer, 2003.

Ratha, N. e Bolle, R. 2004. *Automatic Fingerprint Recognition Systems*. New York : Springer-Verlag, 2004.

Ratha, N. K., Chen, S.Y. e A.K., Jain. 1995. Adaptive Flow Orientation-based Feature Extraction in Fingerprint Images. *Pattern Recognition*. 1995. Vol. 28, 11.

Shen, L., Kot, A. e Koo, W. 2001. Quality measures of fingerprint images. *Proc. Audio Video-Based Person Authentication*. 2001. p. 266-271.

Shi, Z., et al. 2004. A new segmentation algorithm for low quality fingerprint image. *Proc. ICIG*. 2004. p. 314-317.

Sudiro, S.A., Paindavoine, M. e Kusuma, T.M. 2007. Simple Fingerprint Minutiae Extraction Algorithm Using Crossing Number on Valley Structure. *Proc. Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies*. 2007.

Tabassi, E., Wilson, C. e Watson, C. 2004. Fingerprint image quality. *NIST Research Report: NISTIR 7151*. 2004.

Watson, C., et al. 2004. User's Guide to NIST Fingerprint Image Software 2-NFIS2 [Online]. 2004.