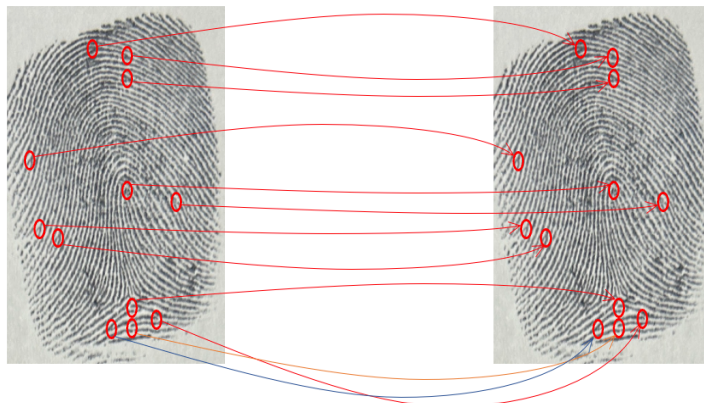




**TÉCNICO**  
LISBOA



**ACADEMIA MILITAR**  
MILITARY ACADEMY



## **Reconhecimento de Impressões Digitais em Cenário de Crime**

Nuno Daniel Matos Martins

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em

### **Mestrado em Engenharia Eletrotécnica e de Computadores**

Orientador: Professor Doutor José Silvestre Serra Silva

Orientador: Professor Doutor Alexandre José Malheiro Bernardino

#### **Júri**

Presidente: Aguarda aprovação.

Orientador: Aguarda aprovação.

Vogal: Aguarda aprovação.

**Outubro de 2023**

## Agradecimentos

A realização desta dissertação de mestrado contou com importantes contributos, que levaram a que todo o esforço, determinação e perseverança imposta na realização do trabalho, possam ter sido superados com distinção e o cumprimento dos objetivos.

Aos orientadores, Professor Doutor José Silva e Professor Doutor Alexandre Bernardino, docentes e especialistas com larga experiência na atividade, possuidores de um excelente currículo científico e académico e com reconhecido mérito, agradeço o apoio, a paciência, a partilha de conhecimentos e as contribuições importantes para a realização desta dissertação.

À minha mãe e ao meu irmão pelo seu amor incondicional e por serem amigos perpétuos de todas as horas, sobretudo das mais difíceis em que iluminam o meu caminho.

À minha esposa, Mariana, um agradecimento especial por todo o amor e apoio dado ao longo da realização desta dissertação de mestrado, por todos os sorrisos e lágrimas que partilhámos durante este percurso.

Aos meus camaradas da Academia Militar, da turma das Engenharias e sobretudo aos camaradas da turma de Transmissões: João Pires, João Pinheiro, Daniel Almeida, Eduardo Esteves, Ricardo Ferreira e Nilton Bárbara, pelos seis anos juntos a superar os desafios do curso.

À Academia Militar, nomeadamente os professores, instrutores, comandantes e todas as pessoas responsáveis, agradeço a todos o esforço e dedicação que implementaram para a formação e transmissão de conhecimentos aos alunos.

A todos o meu profundo e sincero agradecimento!

Nuno Daniel Matos Martins



## Resumo

As impressões digitais são padrões únicos utilizados como chave biométrica uma vez que permitem identificar inequivocamente um indivíduo, tornando a sua aplicação na área forense uma prática comum. A conceção de um sistema que consiga fazer a correspondência de minúcias em imagens diferentes ainda é um problema aberto, sobretudo quando aplicado a bases de dados de elevada dimensão ou no caso de aplicações em tempo real, através de dispositivos portáteis, aplicáveis a cenários forenses.

As impressões digitais recolhidas em cenário de crime pela Guarda Nacional Republicana são processadas manualmente por forma a encontrar aquelas que são relevantes para a resolução do crime. A presente dissertação visa propor uma metodologia que não seja computacionalmente exigente, para que possa ser aplicada em tempo real, por forma a ir de encontro ao trabalho que é realizado manualmente e que consome tempo e recursos humanos.

A metodologia proposta inclui quatro etapas: o pré-processamento de imagem utilizando filtros de Gabor orientados; a extração de minúcias com o método dos Números Cruzados e validação das mesmas através da remoção de aglomerados de minúcias e da definição de uma região de minúcias válidas utilizando o envelope convexo e operações morfológicas de erosão; a criação de um modelo que represente cada minúcia de referência através das características de um conjunto de polígonos formados pelas minúcias vizinhas e que incluam a referência; a avaliação da correspondência de minúcias em diferentes imagens utilizando a distância euclidiana entre os modelos criados e um processo de validação tendo por base limites absolutos e relativos aplicados às características dos polígonos.

A metodologia proposta foi aplicada a um conjunto de 250 imagens das bases de dados públicas FVC2000 DB1 e FVC2002 DB1, obtendo-se FMR 0% e FNMR 0,06% na primeira e FMR 6,7% e FNMR 9,1% na segunda. O algoritmo foi ainda desafiado perante uma base de dados com 60 imagens criada por via de aplicação de translações e rotações de imagens originais sendo que obteve FMR 2,6% e FNMR 4,4%. Os resultados obtidos indicam que a metodologia proposta é promissora, podendo ser aplicada em tempo real, sem depender de máquinas com elevado poder de processamento e do alinhamento das imagens, mas sugerem que existe espaço para melhoramento futuro nomeadamente a necessidade de ajuste dinâmico dos parâmetros relativos ao número de minúcias correspondentes para considerar a impressão digital como pertencente ao mesmo indivíduo e dos critérios de validação de polígonos, que devem depender das imagens que estão a ser processadas.

**Palavras-chave:** Impressões Digitais, Biometria, Polígonos, Minúcias, Análise Forense.



## Abstract

Fingerprints are unique patterns used as a biometric key as they allow an individual to be unambiguously identified, making their application in the forensic field a common practice. The design of a system that can match minutiae in different images is still an open problem, especially when applied to large databases or in the case of real-time applications, using portable devices, applicable to forensic scenarios.

Fingerprints collected at a crime scene by the Guardia Nacional Republicana are manually processed to find those that are relevant to solving the crime. This dissertation aims to propose a methodology that is not computationally demanding, so that it can be applied in real time, to meet the work that is carried out manually and that consumes time and human resources.

The proposed methodology includes four steps: image pre-processing using oriented Gabor filters; the extraction of minutiae with the Crossing Numbers method and validation by removing clusters of minutiae and defining a region of valid minutiae using the convex hull and morphological erosion operations; the creation of a model that represents each reference minutiae through the features of a set of polygons formed by neighboring minutiae and that include the reference; the evaluation of the correspondence of minutiae in different images using the Euclidean distance between the created models and a validation process based on absolute and relative limits applied to the characteristics of the polygons.

The application of the proposed methodology to a set of 250 images from the public databases FVC2000 DB1 and FVC2002 DB1 achieved FMR 0% and FNMR 0.06% in the first case and FMR 6.7% and FNMR 9.1% in the second. The algorithm was also challenged against a database with 60 images created by applying translations and rotations of original images, obtaining FMR 2.6% and FNMR 4.4%. The obtained results indicate that the proposed methodology is promising and can be applied in real time, without depending on machines with high processing power and image alignment, but suggest that there is room for future improvement, namely the need for dynamic adjustment of the parameters related with the number of corresponding minutiae to consider the fingerprint as belonging to the same individual and the polygon validation criteria, which must depend on the images being processed.

**Keywords:** Fingerprints, Biometrics, Polygons, Minutiae, Forensic Analysis.



# Índice Geral

|  |             |
|--|-------------|
| <b>AGRADECIMENTOS</b> .....  | <b>II</b>   |
| <b>RESUMO</b> .....  | <b>IV</b>   |
| <b>ABSTRACT</b> .....  | <b>VI</b>   |
| <b>ÍNDICE GERAL</b> .....  | <b>VIII</b> |
| <b>LISTA DE FIGURAS</b> .....  | <b>X</b>    |
| <b>LISTA DE TABELAS</b> .....  | <b>XII</b>  |
| <b>LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E ACRÓNIMOS</b> .....                 | <b>XIV</b>  |
| <b>1. INTRODUÇÃO</b> .....   | <b>1</b>    |
| 1.1 ENQUADRAMENTO .....  | 1           |
| 1.2 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....   | 1           |
| 1.3 MOTIVAÇÃO E OBJETIVOS .....  | 2           |
| 1.4 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO.....                                    | 2           |
| 1.5 CONTRIBUIÇÕES CIENTÍFICAS.....                                     | 3           |
| <b>2. CONCEITOS BASE</b> .....   | <b>5</b>    |
| 2.1 IMPRESSÕES DIGITAIS .....  | 5           |
| 2.1.1 <i>Características da Impressão Digital</i> .....                | 6           |
| 2.2 DESAFIOS NA COMPARAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS.....                 | 8           |
| 2.3 ASPETOS DE SEGURANÇA E PRIVACIDADE .....                           | 9           |
| 2.4 SISTEMAS AUTOMÁTICOS DE IDENTIFICAÇÃO DE IMPRESSÕES DIGITAIS ..... | 9           |
| 2.4.1 <i>Autenticação e Identificação</i> .....                        | 10          |
| 2.5 PRÉ-PROCESSAMENTO DE IMAGEM.....                                   | 10          |
| 2.5.1 <i>Normalização</i> .....  | 10          |
| 2.5.2 <i>Binarização</i> .....   | 11          |
| 2.5.3 <i>Esqueletização</i> .....                                      | 13          |
| 2.6 ENVELOPE CONVEXO.....  | 13          |
| <b>3. TRABALHOS RELACIONADOS</b> .....                                 | <b>17</b>   |
| 3.1 BASES DE DADOS.....  | 17          |
| 3.1.1 <i>FVC2000</i> .....   | 18          |
| 3.1.2 <i>FVC2002</i> .....   | 19          |
| 3.1.3 <i>FVC2004</i> .....   | 20          |
| 3.1.4 <i>FVC2006</i> .....   | 20          |
| 3.2 MÉTRICAS UTILIZADAS.....   | 21          |
| 3.3 EXTRAÇÃO E CORRESPONDÊNCIA DE MINÚCIAS .....                       | 22          |
| 3.3.1 <i>Métodos Baseados em Minúcias</i> .....                        | 22          |
| 3.3.2 <i>Métodos Baseados em Aprendizagem Profunda</i> .....           | 25          |
| 3.3.3 <i>Métodos Baseados na Textura da Imagem</i> .....               | 27          |
| 3.4 LACUNAS ENCONTRADAS.....   | 29          |
| <b>4. METODOLOGIA</b> .....  | <b>31</b>   |
| 4.1 PRÉ-PROCESSAMENTO .....  | 31          |
| 4.1.1 <i>Segmentação e Normalização</i> .....                          | 31          |
| 4.1.2 <i>Estimativa da Orientação das Cristas</i> .....                | 32          |
| 4.1.3 <i>Estimativa da Frequência das Cristas</i> .....                | 33          |
| 4.1.4 <i>Filtragem e Realce das Cristas</i> .....                      | 34          |
| 4.2 EXTRAÇÃO E VALIDAÇÃO DE MINÚCIAS .....                             | 36          |
| 4.2.1 <i>Extração e Validação de Minúcias</i> .....                    | 36          |

|           |  |           |
|-----------|--|-----------|
| 4.3       | EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS .....            | 39        |
| 4.4       | CORRESPONDÊNCIA DE IMPRESSÕES DIGITAIS ..... | 44        |
| <b>5.</b> | <b>RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>           | <b>47</b> |
| 5.1       | PRÉ-PROCESSAMENTO .....                      | 47        |
| 5.2       | EXTRAÇÃO E VALIDAÇÃO DE MINÚCIAS .....       | 49        |
| 5.3       | EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS .....            | 51        |
| 5.4       | CORRESPONDÊNCIA DE IMPRESSÕES DIGITAIS ..... | 53        |
| 5.5       | OTIMIZAÇÃO.....                              | 61        |
| 5.5.1     | <i>Multiprocessamento</i> .....              | 61        |
| 5.5.2     | <i>Algoritmo KD-Tree</i> .....               | 62        |
| <b>6.</b> | <b>CONCLUSÃO .....</b>                       | <b>63</b> |
| 6.1       | TRABALHO FUTURO .....                        | 64        |
|           | <b>BIBLIOGRAFIA.....</b>                     | <b>67</b> |

## Lista de Figuras

|  |    |
|--|----|
| Figura 1 - Padrões em arco: (a) Arco em tenda (b) Arco plano, extraída de [16].....  | 5  |
| Figura 2 - Padrão em espiral, extraída de [16]. .....  | 6  |
| Figura 3 - Padrão em laço: (a) Esquerdo (b) Duplo (c) Direito, extraída de [16]. .....   | 6  |
| Figura 4 - Características globais: núcleo e delta.....  | 6  |
| Figura 5 - Características locais: terminação e bifurcação. ....   | 7  |
| Figura 6 – Técnicas de normalização: (a) Original (b) Min-Max (c) MZDU (d) Equalização de Histograma (e) Normalização L2. ....   | 11 |
| Figura 7 - Técnicas de binarização: (a) Original (b) Global (c) Otsu (d) Adaptativa (e) Sauvola (f) Iterativa. ....  | 12 |
| Figura 8 - Técnicas de esqueletização: (a) Original (b) Zhang-Suen (c) Morfologia. ....  | 13 |
| Figura 9 - Bases de dados utilizadas nos artigos revistos.....   | 17 |
| Figura 10 – Exemplo FVC2000: (a) Db1 (b) Db2 (c) Db3 (d) Db4.....  | 19 |
| Figura 11 – Exemplo FVC2002: (a) Db1 (b) Db2 (c) Db3 (d) Db4.....  | 19 |
| Figura 12 – Exemplo FVC2004: (a) Db1 (b) Db2 (c) Db3 (d) Db4.....  | 20 |
| Figura 13 - Diagrama de blocos da arquitetura proposta. ....   | 31 |
| Figura 14 - Pré-processamento: (a) Original (b) Pré-processada sem esqueletização (c) Após esqueletização. ....  | 35 |
| Figura 15 - Impressão digital ruidosa: (a) Original (b) Pré-processada (c) Esqueletizada. ....   | 36 |
| Figura 16 - Falsas bifurcações. ....   | 36 |
| Figura 17 - Minúcias extraídas: (a) Imagem Esqueletizada (b) Imagem Original.....  | 37 |
| Figura 18 - Minúcias de fronteira indesejáveis. ....   | 37 |
| Figura 19 - Refinação do conjunto de minúcias: (a) Definição do envelope convexo (b) Definição de ROI com o polígono convexo (c) Ajuste de ROI através da erosão definida por $\gamma$ . ....              | 38 |
| Figura 20 - Conjunto de minúcias candidatas: (a) Original (b) Após definição de ROI. ....  | 38 |
| Figura 21 - Nuvem de minúcias.....   | 39 |
| Figura 22 – Remoção de nuvem de minúcias. ....   | 39 |
| Figura 23 - Conjunto MC descartado: (a) Verificação de Quadrantes (b) Número insuficiente de minúcias (n=5). ....  | 41 |
| Figura 24 - Conjunto MC validado (n=5). ....   | 41 |
| Figura 25 - Polígonos formados: (a) (b) Inválidos (c) (d) Válidos. ....  | 42 |
| Figura 26 - Ângulo entre vértices adjacentes. ....   | 42 |
| Figura 27 - Resultados pré-processamento FVC2000: DB1 (a) Original (b) Pré-processada, DB2 (c) Original (d) Pré-processada, DB3 (e) Original (f) Pré-processada, DB4 (g) Original (h) Pré-processada. .... | 47 |
| Figura 28 - Resultados pré-processamento FVC2002: DB1 (a) Original (b) Pré-processada, DB2 (c) Original (d) Pré-processada, DB3 (e) Original (f) Pré-processada, DB4 (g) Original (h) Pré-processada. .... | 47 |

|  |     |
|--|-----|
| Figura 29 - Resultados pré-processamento FVC2002: DB1 (a) Original (b) Pré-processada, DB2 (c) Original (d) Pré-processada, DB3 (e) Original (f) Pré-processada, DB4 (g) Original (h) Pré-processada. .... | 48  |
| Figura 30 – Algoritmo de esqueletização: vários exemplos. ....   | 48  |
| Figura 31 – Alterações na estrutura das cristas devido ao ruído. ....  | 49  |
| Figura 32 - Distância mínima entre minúcias do mesmo tipo: (a) $\delta = 0$ (b) $\delta = 5$ (c) $\delta = 10$ (d) $\delta = 15$ . ....  | 50  |
| Figura 33 - Definição de ROI com envelope convexo: (a) $\gamma = 0$ (b) $\gamma = 5$ (c) $\gamma = 10$ (d) $\gamma = 15$ . ....  | 50  |
| Figura 34 - Remoção de nuvem de minúcias: $\alpha = 5$ . ....  | 51  |
| Figura 35 - Rejeição de pontos: (a) Número insuficiente (b) Exclusão por quadrantes. ....  | 52  |
| Figura 36 - Pontos validados: (a) Número suficiente (b) Número mínimo e raio máximo. ....  | 52  |
| Figura 37 – Conjunto de polígonos válidos para uma referência. ....  | 53  |
| Figura 38 - Minúcia correspondente em impressões digitais diferentes.....  | 53  |
| Figura 39 - Detecção de minúcias correspondentes. ....   | 54  |
| Figura 40 - FMR e FNMR com a variação de TMC (FVC2000 DB1). ....   | 57  |
| Figura 41 - FMR e FNMR com a variação de TMC (FVC2002 DB1). ....   | 58  |
| Figura 42 - FMR e FNMR com a variação de TMC após ajuste dos critérios de validação (FVC2002 DB1) .....  | 59  |
| Figura 43 - Base de dados: (a) Original (b) Rotação 45° (c) Rotação 90° (d) Translação diagonal 10%.....   | 59  |
| Figura 44 - FMR e FNMR com a variação de TMC, base de dados com transformações.....  | 60  |
| Figura 45 - Envelope convexo: algoritmo incremental.....   | II  |
| Figura 46 - Envelope convexo: validade do polígono formado.....  | II  |
| Figura 47 - Formação de uma árvore K-2: (a) Escolha da raiz (b) (c) (d) Inserção de pontos....   | III |

## Lista de Tabelas

|  |    |
|--|----|
| Tabela 1 - Número Cruzado e tipo de minúcia, adaptado de [17].                                     | 8  |
| Tabela 2 - Comparação de algoritmos de normalização.   | 11 |
| Tabela 3 - Comparação de métodos de binarização.   | 12 |
| Tabela 4 - Comparação de algoritmos de esqueletização.   | 13 |
| Tabela 5 - Comparação de algoritmos de envelope convexo.   | 15 |
| Tabela 6 - Características das bases de dados utilizadas nos artigos revistos.                     | 18 |
| Tabela 7 - Base de dados FVC2000.  | 19 |
| Tabela 8 - Base de dados FVC2002.  | 19 |
| Tabela 9 - Base de dados FVC2004.  | 20 |
| Tabela 10 - Base de dados FVC2006.   | 20 |
| Tabela 11 - Resumo dos métodos baseados em minúcias.   | 24 |
| Tabela 12 - Resumo dos métodos baseados em CNN.  | 26 |
| Tabela 13 - Resumo dos métodos baseados na textura das imagens.                                    | 28 |
| Tabela 14 – Resultados em função de $THREL$ , com $THL = 10$ e $THA = 5$ (FVC2000 DB1).            | 55 |
| Tabela 15 - Resultados em função de $THL$ , com $THREL = 11$ e $THA = 5$ (FVC2000 DB1).            | 55 |
| Tabela 16 - Resultados em função de $THA$ , com $THREL = 11$ e $THL = 5$ (FVC2000 DB1).            | 56 |
| Tabela 17 - Resultados em função de $n$ (FVC2000 DB1).   | 56 |
| Tabela 18 – Resultados $n = 5$ , $THREL = 11$ , $THL = 5$ , $THA = 10$ e $TMC = 12$ (FVC2002 DB1). | 57 |
| Tabela 19 - Resultados $n = 5$ , $THREL = 10$ , $THL = 4$ , $THA = 10$ (FVC2002 DB1).              | 58 |
| Tabela 20 - Variação do limiar de decisão, base de dados com transformações.                       | 60 |
| Tabela 21 - Influência do multiprocessamento no tempo computacional.                               | 61 |
| Tabela 22 – Tempo computacional: Força bruta vs. KD-Tree.  | 62 |



## Lista de Abreviaturas, Siglas e Acrónimos

|         |  |
|---------|--|
| AFIS    | <i>Automatic Fingerprint Identification System</i>   |
| BRIEF   | <i>Binary Robust Independent Elementary Features</i> |
| CNN     | <i>Convolutional Neural Network</i>                  |
| EC      | Envelope Convexo                                     |
| GWT     | <i>Gabor Wavelet Transform</i>                       |
| HoG     | <i>Histogram of Gradients</i>                        |
| KD-Tree | <i>K-Dimensional Tree</i>                            |
| LBP     | <i>Local Binary Pattern</i>                          |
| LDA     | <i>Linear Discriminant Analysis</i>                  |
| NC      | Números Cruzados                                     |
| ORB     | <i>Oriented Fast and Rotated Brief</i>               |
| RANSAC  | <i>Random Sample Consensus</i>                       |
| SIFT    | <i>Scale Invariant Feature Transform</i>             |
| SURF    | <i>Speeded-Up Robust Features</i>                    |
| TMC     | Total de Minúcias Correspondentes                    |



# 1. Introdução

## 1.1 Enquadramento

As impressões digitais acompanham todos os seres humanos desde o seu nascimento. São uma chave biométrica composta por padrões únicos presentes na falange distal dos dedos das mãos, distintos para cada pessoa e que podem ser utilizados para diferentes propósitos. Por serem inequívocas e invariáveis [1]–[3] as impressões digitais ganharam relevância no campo da análise forense [4], [5] tornando-se uma alternativa relativamente a outros métodos tradicionais de autenticação [6]–[8].

Atualmente é possível observar o crescimento do número de aplicação que utilizam sistemas de reconhecimento de impressões digitais [9], [10], como por exemplo para efetuar o acesso a telemóveis, controlar a presença de funcionários numa empresa ou, na investigação forense, para chegar à identificação inequívoca de um indivíduo. Os avanços tecnológicos nas áreas de tratamento das impressões digitais permitem que a captura, armazenamento e métodos de comparação sejam atualmente mais acessíveis financeiramente, permitindo o uso destas tecnologias por uma grande parte da população [11].

## 1.2 Definição do Problema

A comparação de impressões digitais permite verificar se duas imagens dizem respeito à mesma impressão digital permitindo identificar a pessoa a que pertence, sendo este um dos métodos biométricos mais utilizados para verificar a identidade de uma pessoa [4], [12]. A identificação de impressões digitais recolhidas num cenário de crime é tipicamente feita manualmente consumindo bastante tempo que poderá ser relevante e indispensável na resolução do crime. Considerando que é recolhido um número elevado de impressões digitais, é despendido muito tempo com comparações que um sistema informático poderá realizar em segundos, devendo ainda ter em conta que as imagens recolhidas no terreno por vezes não são de boa qualidade [13].

Considerando, por exemplo, um cenário de crime ocorrido numa habitação, em regra são recolhidas impressões digitais relativas aos utilizadores da residência e a outras pessoas, sendo necessário efetuar várias comparações (por exemplo, em 500 imagens, 498 podem corresponder a utilizadores da residência) para encontrar as que são relevantes para a resolução do crime. Pretende-se otimizar este processo, por forma a que o tempo útil despendido nesta ação seja reduzido.

O problema principal para o qual se procura uma solução corresponde à identificação de uma impressão digital tendo por base a comparação com outras, pretendendo-se identificar as que correspondem e pertencem ao mesmo indivíduo. Assim, é necessário equacionar uma metodologia que permita realizar comparações de forma fiável, por forma a obter resultados precisos, e consumindo

poucos recursos computacionais, para que se possa executar a comparação de impressões digitais no terreno, em tempo real, através de um dispositivo computacional portátil.

### 1.3 Motivação e Objetivos

O autor, enquanto Oficial da Guarda Nacional Republicana revê neste problema a necessidade de otimizar o processo de reconhecer impressões digitais recolhidas em cenário de crime, com o propósito de identificar indivíduos, uma vez que desta forma é possível poupar tempo e recursos humanos que podem ser cruciais na resolução em tempo útil de um crime.

Quando ocorre um crime é necessário fazer comparações de impressões digitais e são necessários métodos que permitam fazer essa comparação de forma inequívoca e fiável, em tempo real. Assim, a resolução deste problema contribuirá para uma resolução de crimes mais célere por parte das Forças e Serviços de Segurança, incluindo a Guarda Nacional Republicana.

Os objetivos deste trabalho incluem a identificação e comparação dos métodos existentes para efetuar a correspondência de impressões digitais e a proposta de uma metodologia que permita, de forma precisa e consumindo poucos recursos computacionais, comparar duas impressões digitais e classificá-las como pertencentes ao mesmo indivíduo ou a pessoas diferentes, podendo ser aplicada em dispositivos portáteis e aplicada no terreno, em tempo real, permitindo a triagem das impressões digitais recolhidas.

### 1.4 Organização da Dissertação

A presente secção serve para descrever a organização da dissertação de mestrado.

**Capítulo 1, Introdução:** Neste capítulo é feita uma breve introdução ao trabalho, descrito o problema e a motivação para a realização do trabalho bem como os objetivos a atingir e a estrutura da dissertação.

**Capítulo 2, Conceitos Base:** neste capítulo são detalhados conceitos relevantes para o trabalho nomeadamente sobre imagens impressões digitais, a comparação e correspondência das mesmas, as suas características, aspetos relacionados com segurança e privacidade, sistemas automáticos de identificação de impressões digitais e conceitos de pré-processamento de imagem.

**Capítulo 3, Trabalhos Relacionados:** neste capítulo é detalhado o modo como foram selecionados artigos relevantes para rever, é feita uma comparação das bases de dados utilizadas nos artigos revistos e também um estudo do estado da arte sobre métodos de comparação de impressões digitais, que engloba as lacunas encontradas e cuja resolução se procura na metodologia proposta.

**Capítulo 4, Metodologia:** neste capítulo é definida a metodologia proposta para atingir os objetivos do trabalho, que engloba os detalhes das técnicas de pré-processamento implementadas, da extração e filtragem de minúcias, da extração de características representativas das minúcias e ainda do método de correspondência desenvolvido.

**Capítulo 5, Resultados e Discussão:** neste capítulo são definidos os resultados da aplicação da metodologia proposta, sendo utilizadas diversas bases de dados. Inicialmente o algoritmo é afinado apenas numa base de dados e, de seguida, é validado em bases de dados diferentes.

**Capítulo 6, Conclusão:** neste capítulo são extraídas as conclusões do trabalho, nomeadamente sobre a metodologia aplicada e os resultados obtidos. São identificadas as limitações do estudo, os objetivos atingidos e ainda são feitas propostas de trabalho futuro.

## 1.5 Contribuições Científicas

O presente trabalho resultou em três artigos científicos, o primeiro aceite para publicação na 29ª Conferência Anual Portuguesa de Reconhecimento de Padrões (RECPAD), realizada a 27 de outubro de 2023, em Coimbra:

- N. Martins, J. S. Silva e A. Bernardino, “Fingerprint Recognition and Matching”, *Portuguese Conference on Pattern Recognition (RECPAD2023)*, Universidade de Coimbra, 2023, pp. 65-66.

O segundo, aceite para publicação, no V Encontro Anual da Investigação & Desenvolvimento em Ciências Militares, realizada a 27 de outubro de 2023, no Instituto Universitário Militar (IUM):

- N. Martins, J. S. Silva e A. Bernardino, “Fingerprint Matching using Relative Spatial Information”, *V Encontro Anual da Investigação & Desenvolvimento em Ciências Militares*, IUM, 2023.

O terceiro, submetido para aceitação, na 7ª Edição das Jornadas das Engenharias da Academia Militar, a realizar a 6 de dezembro, no Aquartelamento da Academia Militar Amadora (AAMA):

- N. Martins, J. S. Silva e A. Bernardino, “Aplicação de Modelo Poligonal para Comparação de Minúcias”, *7ª Edição das Jornadas das Engenharias da Academia Militar*, AAMA, 2023.



## 2. Conceitos Base

Neste capítulo são abordados conceitos relevantes para o trabalho a ser desenvolvido, nomeadamente sobre imagens de impressões digitais, a comparação e correspondência das mesmas, as suas características, aspetos relacionados com segurança e privacidade, sistemas automáticos de identificação de impressões digitais e conceitos de pré-processamento de imagem.

### 2.1 Impressões Digitais

As impressões digitais são padrões compostos por saliências (cristas) adjacentes a depressões (vales) na pele [6], [14] formadas no período de gestação e que dependem de fatores aleatório genéticos, tendo já sido provado que a impressão digital num dedo não é igual para duas pessoas no mundo (nem em irmãos gémeos) [12]. As cristas seguem um campo de orientação (representa a direção das linhas) e têm determinada frequência espacial (descreve a distribuição periódica de preto e branco na imagem) [15]. Existem outras chaves biométricas que permitem identificar indivíduos, no entanto as impressões digitais são a chave mais utilizada devido a duas propriedades: singularidade (não existem duas impressões digitais iguais) e permanência (não são modificadas ao longo da vida, mesmo que exista uma cicatriz, o padrão recompõe-se após algum tempo) [14]. Considerando uma imagem em tons de cinzento, as cristas são representadas por linhas pretas e os vales por linhas brancas [16].

Consideram-se 4 tipos principais de padrões de impressões digitais [7]:

- **Arco:** presente em cerca de 5% da população mundial, podendo ser arco plano ou arco em tenda. Na Figura 1 é possível visualizar os padrões em arco. Nestes padrões, as cristas formam uma forma de arco, podendo o centro estar mais afastado da base (arco em tenda) ou um formato de arco mais suave (arco plano).



Figura 1 - Padrões em arco: (a) Arco em tenda (b) Arco plano, extraída de [16].

- **Espiral:** presente em cerca de 25% a 35% da população mundial, o padrão forma uma espiral concêntrica em redor de um ponto central, conforme é visível na Figura 2.



Figura 2 - Padrão em espiral, extraída de [16].

- **Laço:** é o tipo de impressão digital mais comum, estando presente em 60% a 70% da população, podendo ser esquerdo, duplo ou direito conforme exemplos na Figura 3. Nestes padrões as cristas partem de um lado da impressão digital (consoante o tipo de laço) e curvam na região central, dirigindo-se novamente para lado de origem.



Figura 3 - Padrão em laço: (a) Esquerdo (b) Duplo (c) Direito, extraída de [16].

### 2.1.1 Características da Impressão Digital

As características extraídas das impressões digitais organizam-se hierarquicamente em globais, locais e detalhadas [1], [6]. As características globais são pontos únicos na impressão digital, dizem respeito ao núcleo e aos deltas. O núcleo representa o ponto de convergência do padrão. Os deltas são pontos onde existe divergência das cristas e se forma um ponto que se assemelha ao símbolo delta. Na Figura 4 é possível observar o núcleo e um delta de uma impressão digital.

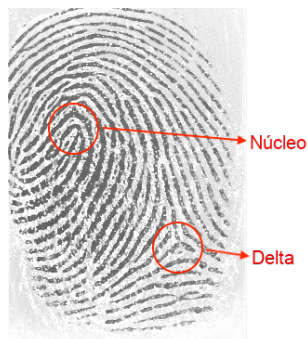


Figura 4 - Características globais: núcleo e delta.

As minúcias são características locais de uma impressão digital e dizem respeito aos pontos nos quais as cristas se unem ou acabam (bifurcações e terminações, respetivamente) [6] sendo de elevada relevância uma vez que são utilizadas pela maioria dos algoritmos de correspondência de impressões digitais (por vezes associadas a outras características). Numa imagem de uma impressão digital, dependendo da qualidade e do tamanho podem encontrar-se tipicamente 10 a 200 minúcias [9], sendo que uma imagem de boa qualidade deverá permitir a identificação de pelo menos 50 a 100 minúcias [14]. A cada minúcia está associada uma posição e orientação [15] e a sua distribuição não é uniforme. Na Figura 5 é possível observar uma terminação e uma bifurcação.



Figura 5 - Características locais: terminação e bifurcação.

As bifurcações podem ser definidas como a característica na qual uma crista se separa em dois ou mais percursos. As terminações podem ser definidas como o ponto onde uma crista que começa num ponto e termina noutro ponto [14].

#### 2.1.1.1 Método dos Números Cruzados

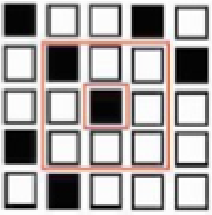
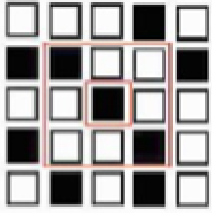
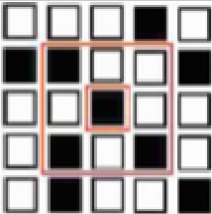
O método dos Números Cruzados é utilizado para extrair minúcias. A extração de terminações e bifurcações é feita através da análise da vizinhança de cada pixel na imagem esqueletizada utilizando uma janela de dimensão  $3 \times 3$  centrada no pixel de referência  $p$  e considerando  $p_1, \dots, p_8$  os seus pixéis vizinhos na janela de interesse:

$$\begin{bmatrix} p_1 & p_2 & p_3 \\ p_8 & p & p_4 \\ p_7 & p_6 & p_5 \end{bmatrix}$$

O valor de Número Cruzado (NC) para o pixel de referência  $p$  pode ser calculado de acordo com a Equação (2.1):

$$NC = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 |P_i - P_{i+1}|, \quad P_9 = P_1 \quad (2.1)$$

Tabela 1 - Número Cruzado e tipo de minúcia, adaptado de [17].

| NC | Representação   | Tipo de Minúcia          |
|----|---|--------------------------|
| 1  |  | Terminação               |
| 2  |  | Ponto inserido em crista |
| 3  |  | Bifurcação               |

Os pixels nas cristas da impressão digital são classificados de acordo com o seu valor NC de acordo com a Tabela 1.

## 2.2 Desafios na Comparação de Impressões Digitais

A comparação de impressões digitais é uma tarefa complexa que é influenciada por muitos fatores nomeadamente a qualidade da imagem, as impressões digitais serem completas, parciais ou sobrepostas e as variações devido à pressão ou ângulo.

Relativamente à qualidade da imagem, o sucesso da extração de minúcias das impressões digitais está diretamente relacionado com o ruído presente nas imagens [18], [19]. Muitos métodos de extração de minúcias podem ser ineficazes devido à fraca qualidade das impressões digitais que é afetada por fatores como a profissão do indivíduo, a idade, cicatrizes, temperatura, poeira e pelo dispositivo utilizado para fazer a captura e o rácio de compressão da imagem [2], [10], [11]. Ainda, imagens de baixa resolução podem não captar detalhes das minúcias, exigindo algoritmos robustos para efetuar o processamento de correspondências.

Quanto à abrangência da impressão digital, em muitas situações as impressões digitais recolhidas podem ser parciais o que torna a tarefa de correspondência mais desafiadora devido à diminuição do número de minúcias, podendo existir também casos em que as impressões digitais estão sobrepostas, tornando quase impossível distinguir e extrair características individuais de cada uma.

A forma como uma impressão digital é colocada sobre uma superfície pode variar amplamente. Variações na pressão aplicada podem levar a distorções, enquanto imagens recolhidas de diferentes

ângulos podem afetar significativamente a aparência das minúcias e dos padrões gerais da impressão digital sendo que a maioria dos algoritmos utilizados para efetuar a correspondência de impressões digitais depende do alinhamento prévio das imagens.

## **2.3 Aspectos de Segurança e Privacidade**

A segurança e a privacidade são aspectos fundamentais quando lidamos com dados biométricos, especialmente impressões digitais devido à sua natureza única e permanente, sendo que num cenário de crime a integridade, autenticidade e privacidade dos dados é essencial uma vez que vão ser utilizados para resolver crimes, identificar suspeitos ou até mesmo provar inocência [20].

O armazenamento seguro de impressões digitais representa um desafio significativo. Ao contrário de palavras-passe que podem ser alteradas se forem comprometidas, o mesmo não se verifica com esta chave biométrica. Em muitos sistemas modernos, as impressões digitais não são armazenadas como imagens, mas sim através de representações matemáticas, muitas vezes criptografadas. No contexto forense, a cadeia de custódia dos dados é de extrema importância, devendo existir um registo claro e ininterrupto do acesso aos mesmos desde o momento da recolha, passando pelo armazenamento e análise, devendo ser armazenadas de forma segura, nomeadamente em bases de dados locais, para evitar adulteração e acesso indevido [21].

A recolha e utilização de impressões digitais levanta várias questões éticas pelo que a utilização destes dados deve ser limitada ao propósito para o qual foram recolhidos. Em cenário forense, podem ser recolhidas impressões digitais de suspeitos, vítimas e testemunhas pelo que é vital respeitar os direitos legais dos indivíduos de acordo com a lei em vigor assegurando o respeito pela proteção de dados.

## **2.4 Sistemas Automáticos de Identificação de Impressões Digitais**

Os sistemas *Automatic Fingerprint Identification System (AFIS)* são complexos e compreendem a aquisição da imagem, o processamento da mesma, a extração de características, a criação de modelos, a comparação e o armazenamento (por exemplo em bases de dados) [1]. Uma condição necessária destes sistemas é a capacidade de extrair minúcias de forma fidedigna a partir de imagens de impressões digitais, ainda que de má qualidade [18]. Há alguns anos, os sistemas AFIS eram utilizados para identificar impressões digitais de vários indivíduos em bases de dados de menor dimensão, sendo o maior desafio a correspondência de minúcias em diferentes imagens pelo que, sendo possível reduzir o tempo computacional necessário para a realização de todo o processo, será possível aumentar o número de aplicações destes sistemas [9]. Estes sistemas podem ser adaptados e aplicados em duas situações: para efetuar autenticação da identidade fornecida ou para identificar a identidade de uma pessoa. Para os dois cenários é necessário existir um registo prévio da pessoa a identificar/autenticar.

### 2.4.1 Autenticação e Identificação

A autenticação assume que a identidade associada a cada impressão digital é conhecida sendo que a impressão digital que entra no sistema é comparada apenas com aquela que coincide com o indivíduo a que se espera que pertença, sendo um processo de “um para um” (1:1). Em contextos de segurança, como desbloquear um telemóvel, geralmente utiliza-se autenticação para confirmar a identidade do utilizador.

A identificação envolve comparar a impressão digital de um indivíduo com todas as impressões digitais de uma base de dados para encontrar uma correspondência, tendo por objetivo determinar a identidade da pessoa, sendo um processo “um para muitos” (1: N). Por exemplo, em cenários forenses, uma impressão digital recolhida num cenário de crime o objetivo será identificar a quem ela pertence através da comparação com uma base de dados.

O problema abordado nesta dissertação é um problema de identificação, uma vez que procuramos uma correspondência de impressão digital de interesse com uma base de dados, sem especificar quais as imagens na base de dados que devem ser analisadas (seriam as imagens concretas de um indivíduo se fosse um problema de autenticação).

## 2.5 Pré-processamento de Imagem

As impressões digitais recolhidas no terreno não são perfeitas, pelo que é frequente serem aplicadas técnicas de pré-processamento às imagens por forma a melhorar a qualidade das mesmas e aumentar a capacidade dos algoritmos em extrair minúcias. Tipicamente, o pré-processamento de impressões digitais corresponde à aplicação de operações de normalização, binarização e esqueletização seguindo-se a segmentação, aplicação de diferentes filtros e combinações de técnicas [13]. Os filtros de Gabor são os mais utilizados para melhorar a qualidade da impressão digital, uma vez que aumentam o contraste entre as cristas e os vales [6] apresentando, no entanto, limitações relativas à largura de banda do filtro e dificuldades se o espectro de frequências das cristas for muito abrangente [18].

### 2.5.1 Normalização

A normalização é o processo de tornar uniforme a intensidade dos píxeis de uma imagem para um valor médio através do ajuste da intensidade de cinzento. Este processo permite reduzir a variação dos valores de cinzento nas cristas, contribuindo para a melhor distinção dos mesmos [22]. Existem vários métodos de normalização da imagem [23]:

- **Min-Max:** ajusta o valor da intensidade dos píxeis para um intervalo específico, geralmente [0,1] ou [0,255].
- **Média zero e desvio-padrão unitário (MZDU):** ajusta os valores para obter média zero e o desvio padrão unitário.
- **Equalização de Histograma:** ajuste da imagem por forma a que o seu histograma tenha uma distribuição aproximadamente uniforme

- **Normalização L2:** ajuste por forma a que os quadrados da soma dos valores dos pixéis seja unitário.

Tabela 2 - Comparação de algoritmos de normalização.

| Algoritmo                        | Vantagens   | Desvantagens  |
|----------------------------------|---|---|
| <b>Min-Max</b>                   | Mantém a estrutura original                                       | Sensível a <i>outliers</i>  |
| <b>MZDU</b>                      | Útil para muitos algoritmos de processamento de imagem            | Alguns valores atípicos podem distorcer a média e o desvio padrão |
| <b>Equalização de Histograma</b> | Poderá melhorar o contraste em imagens com iluminação desadequada | Poderá aumentar o ruído em algumas regiões                        |
| <b>Normalização L2</b>           | Preserva a estrutura dos dados                                    | Mais exigente computacionalmente                                  |

Na Tabela 2 são apresentadas as vantagens e desvantagens dos algoritmos de normalização anteriormente descritos. A escolha do método depende da natureza dos dados e das etapas seguintes de processamento.

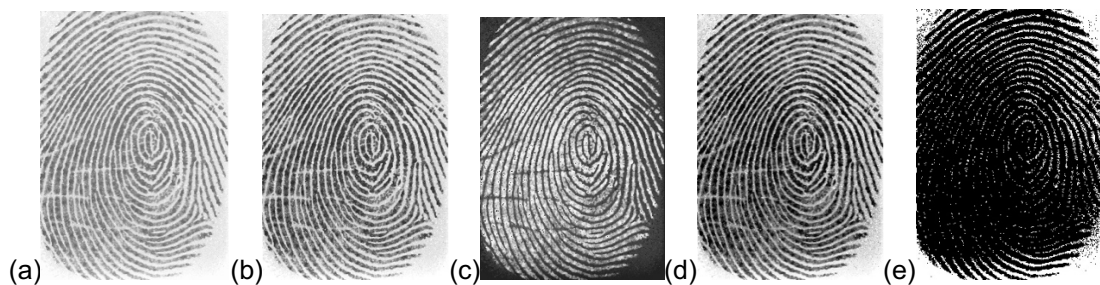


Figura 6 – Técnicas de normalização: (a) Original (b) Min-Max (c) MZDU (d) Equalização de Histograma (e) Normalização L2.

Na Figura 6 visualiza-se a aplicação das diferentes técnicas de normalização. Cada método afeta de forma diferente a distribuição da intensidade dos pixéis da imagem pelo que cada imagem resultante tem características distintas.

### 2.5.2 Binarização

A binarização é o processo de conversão de imagens em escala de cinzentos para imagens binárias. Após a binarização só existem dois níveis para o valor dos pixéis (por exemplo, 0 representa pixéis pretos e 1 representa pixéis brancos). Para efetuar esta filtragem da imagem deve ser definido um valor de limiar a partir do qual o pixel assume o valor 0 ou 1, sendo que este o valor de limiar pode ser otimizado para serem obtidas melhores representações [22]. Existem vários métodos de binarização de imagem, nomeadamente [24]:

- **Global:** define-se um valor de limiar fixo.
- **Otsu:** calcula automaticamente um valor de limiar que minimiza a variância intra-classe, considerando como classe os pixéis pretos e os pixéis brancos.

- **Adaptativa:** calcula os valores de limiar localmente para regiões da imagem, permitindo adaptação a diferentes condições de iluminação da imagem.
- **Sauvola:** método adaptativo que tem em conta a média local e o desvio padrão.
- **Iterativo:** estima iterativamente o valor de limiar, geralmente começando na média da imagem e com ajustes sucessivos com base na adição de pixels ao grupo considerado.

Tabela 3 - Comparação de métodos de binarização.

| Método            | Vantagens   | Desvantagens   |
|-------------------|---|--|
| <b>Global</b>     | Simple e rápido   | Não funciona bem em imagens com iluminação variável                    |
| <b>Otsu</b>       | Adapta-se automaticamente a variações locais de intensidade | Poderá não ser ideal para imagens com múltiplos modos no histograma    |
| <b>Adaptativa</b> | Funciona bem em imagens com adaptação variável              | Lento e poderá introduzir ruído  |
| <b>Sauvola</b>    | Eficaz em textos e documentos                               | Computacionalmente intensivo   |
| <b>Iterativo</b>  | Geralmente produz bons resultados                           | Lentos e poderá não convergir para um bom limiar, em algumas situações |

Na Tabela 3 são comparados os diferentes métodos de binarização de imagem, sendo que o método escolhido dependerá das necessidades e requisitos da aplicação.

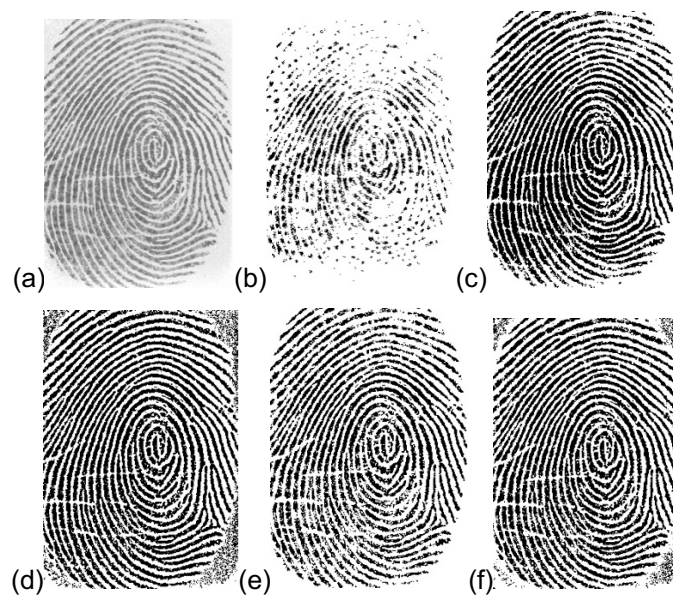


Figura 7 - Técnicas de binarização: (a) Original (b) Global (c) Otsu (d) Adaptativa (e) Sauvola (f) Iterativa.

Na Figura 7 demonstra-se a aplicação das técnicas de binarização descritas. A utilização de um valor de limiar em toda a imagem leva a perdas de informação. Os métodos de binarização de Otsu e Sauvola produzem imagens com menos ruído e nas quais existe uma distinção mais evidente entre as cristas e os vales.

### 2.5.3 Esqueletização

O processo de esqueletização consiste na substituição dos pixels pretos por pixels brancos por forma a tornar as linhas pretas mais finas, sem perder o padrão desenhado na imagem [25]. Os algoritmos, de forma geral, obtêm melhores resultados em imagens esqueletizadas consumindo menos tempo, uma vez que estas imagens são mais simples e fáceis de processar [26]. Existem vários algoritmos para representar a estrutura da imagem, sendo os mais comuns [27]:

- **Zhang-Suen:** examina iterativamente cada pixel e decide se o mesmo deve ser removido ou mantido com base num critério, como o número de pixels pretos ligados, mantendo a conectividade intacta.
- **Morfológico:** utiliza operações morfológicas de erosão e abertura, erodindo cada conjunto de pixels até que o mesmo não possa ser mais reduzido por forma a manter a conectividade.

Tabela 4 - Comparação de algoritmos de esqueletização.

| Método             | Vantagens   | Desvantagens   |
|--------------------|---|--|
| <b>Zhang-Suen</b>  | Esqueletos de alta qualidade que preservam a estrutura e topologia da imagem original | Computacionalmente intensivo                                     |
| <b>Morfológico</b> | Intuitivo e computacionalmente rápido   | Poderá não preservar a topologia da imagem em todas as situações |

A Tabela 4 resume as vantagens e desvantagens dos algoritmos de esqueletização apresentados, pelo que a escolha do algoritmo deverá ser mediante as exigências da aplicação e dos resultados que se pretendem obter.

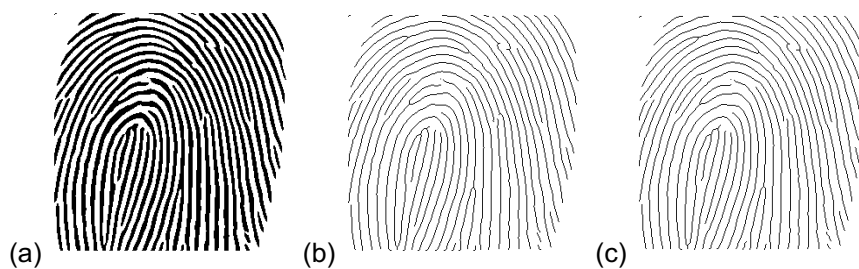


Figura 8 - Técnicas de esqueletização: (a) Original (b) Zhang-Suen (c) Morfologia.

Na Figura 8 são aplicadas as duas técnicas de esqueletização a uma imagem original. Apesar de existirem pequenas diferenças, a estruturas das cristas resultante da aplicação dos dois métodos é muito semelhante.

## 2.6 Envelope Convexo

O envelope convexo (EC, do inglês, *Convex Hull*) é utilizado em várias áreas como geometria computacional, processamento de imagens e reconhecimento de padrões, sendo representado pelo conjunto de pontos no espaço define a menor forma geométrica que envolve todos os pontos,

mantendo-se convexa. Convexidade significa que, para quaisquer dois pontos dentro do envelope, o segmento de reta que os conecta também está contido no EC [28].

No contexto de processamento de imagens de impressões digitais poderá existir a necessidade de delimitar regiões de interesse da imagem. A detecção de uma região de interesse pode ser feita através do envelope convexo do conjunto de minúcias, baseando-se nas propriedades geométricas do mesmo, permitindo delinear o contorno da impressão digital e, conseqüentemente, a identificação das minúcias na região desejada.

Apesar de ter aplicação conjuntos de pontos de maior dimensão, no contexto de impressões digitais é feito o processamento de um conjunto de pontos com duas dimensões, no plano Cartesiano. Os algoritmos mais utilizados para determinar o envelope convexo de um conjunto de pontos 2D são os seguintes [29]:

- **Graham:** começa por encontrar o ponto com menor coordenada  $y$  e utiliza-o como ponto de partida. Em seguida, ordena todos os outros pontos com base no ângulo polar em relação ao ponto de partida. Finalmente, percorre os pontos ordenados e forma o envelope convexo.
- **Jarvis:** seleciona um ponto inicial (geralmente o que está mais à esquerda, ou outro extremo dependendo da implementação) e, de seguida, encontra o próximo ponto que forma o menor ângulo em relação ao ponto anterior e à direção considerada, repetindo-se o processo até que o envelope convexo esteja completo.
- **QuickHull:** escolhe os dois pontos extremos (o ponto mais à esquerda e o ponto mais à direita) e divide o conjunto em duas partes (superior e inferior). De seguida, encontra os pontos superior e inferior mais distantes do segmento de reta que une os extremos, utilizando-os para criar subconjuntos mais pequenos, continuando recursivamente até obter o envelope convexo (quando não se encontra um ponto distante do segmento de reta, então os pontos pertencem ao envelope convexo).
- **Chan:** combina os algoritmos de Graham e Jarvis. Divide o conjunto em subconjuntos mais pequenos e calcula o envelope convexo de cada subconjunto utilizando o algoritmo de Graham, utilizando posteriormente o algoritmo de Jarvis para combinar os envelopes convexos calculados.
- **Incremental com Ordenação:** ordena todos os pontos pela sua coordenada  $x$ . Inicia o envelope convexo com os três pontos mais à esquerda. Incrementalmente, adiciona pontos e ajusta o envelope convexo por forma a manter a natureza convexa.

A Tabela 5 enumera a complexidade dos diferentes algoritmos e as respetivas vantagens e desvantagens de cada um, representando  $n$  o número de pontos no conjunto e  $h$  o número de pontos que formam o envelope convexo.

Tabela 5 - Comparação de algoritmos de envelope convexo.

| Algoritmo                        | Complexidade  | Vantagens  | Desvantagens   |
|----------------------------------|---------------|--|--|
| <b>Graham</b>                    | $O(n \log n)$ | Eficiente e fácil de implementar                 | A ordenação pode ser complexa para conjuntos grandes |
| <b>Jarvis</b>                    | $O(nh)$       | Simple e intuitivo                               | Ineficiente se $h$ for grande                        |
| <b>QuickHull</b>                 | $O(n^2)$      | Bom desempenho em conjuntos aleatórios de pontos | No pior caso pode ser muito ineficiente              |
| <b>Chan</b>                      | $O(n \log h)$ | Eficiente mesmo quando $h$ é grande              | Implementação complexa                               |
| <b>Incremental com Ordenação</b> | $O(n \log n)$ | Eficiente e simples                              | Necessidade de ordenar inicialmente os pontos        |

Analisando a Tabela 5, podemos notar que os algoritmos de Graham e Incremental com Ordenação oferecem complexidade  $O(n \log n)$  tornando-se eficientes para conjuntos de pontos grandes, sendo relativamente simples e intuitivos. O algoritmo de Chan pode ser vantajoso quando o envelope convexo é grande, mas a sua implementação é complexa. O algoritmo QuickHull, apesar de ter um bom desempenho em média, tem a pior complexidade, no seu pior caso. Finalmente, o algoritmo de Jarvis é intuitivo, mas ineficiente se muitos pontos fizerem parte do envelope convexo.



### 3. Trabalhos Relacionados

Neste capítulo são revistos artigos selecionados que são relevantes para o tema da dissertação de mestrado. O capítulo divide-se em subcapítulos, sendo analisadas as bases de dados mais mencionadas nos trabalhos revistos, as métricas de avaliação dos algoritmos propostos e os métodos propostos, organizados quanto à sua característica principal (baseados em minúcias, em aprendizagem automática e na textura da imagem).

#### 3.1 Bases de Dados

Nesta secção é efetuado um estudo sistematizado das bases de dados utilizadas nos artigos revistos. Numa primeira fase, é feita uma análise à frequência de utilização das bases de dados, às imagens que constituem as mesmas e à sua disponibilidade pública.

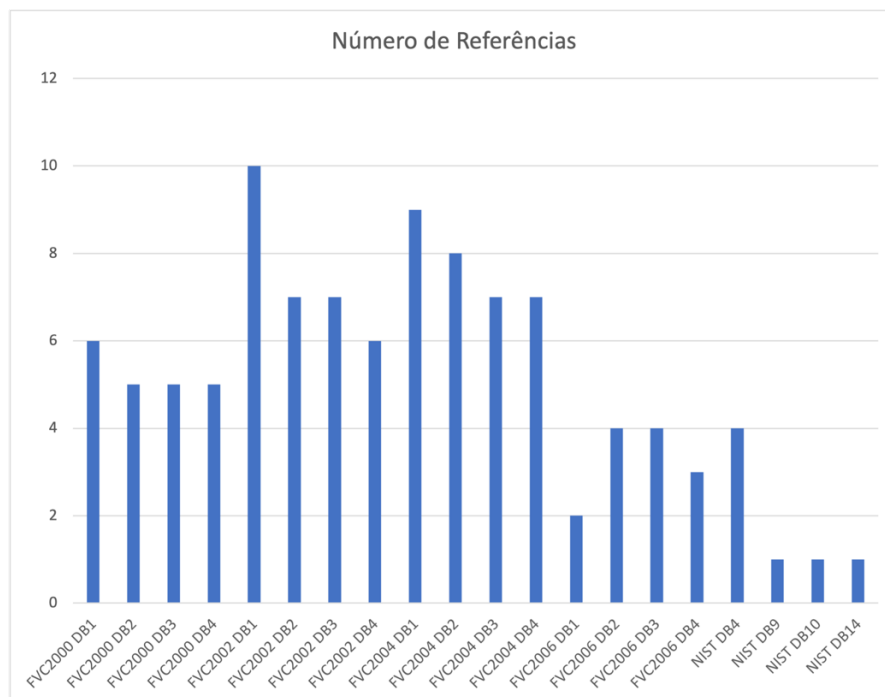


Figura 9 - Bases de dados utilizadas nos artigos revistos.

Na Figura 9 observa-se que as bases de dados mais utilizadas são de uma forma geral as que são disponibilizadas nas competições *Fingerprint Verification Competition (FVC)* [30]. A Tabela 6 foi elaborada com o intuito de compilar as informações relevantes acerca das diferentes bases de dados utilizadas nos artigos revistos, permitindo comparar as mesmas de forma mais eficiente. Para cada base de dados, são indicados os artigos em que foi utilizada, a data de criação, o número de indivíduos que forneceram impressões digitais, o número de imagens na base de dados e a disponibilidade da mesma.

Tabela 6 - Características das bases de dados utilizadas nos artigos revistos.

| Base de Dados | Data | Nº Indivíduos | Nº Imagens | Pública |
|---------------|------|---------------|------------|---------|
| FVC2000 DB1   | 2000 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2000 DB2   | 2000 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2000 DB3   | 2000 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2000 DB4   | 2000 | N/A           | 880        | Sim     |
| FVC2002 DB1   | 2002 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2002 DB2   | 2002 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2002 DB3   | 2002 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2002 DB4   | 2002 | N/A           | 880        | Sim     |
| FVC2004 DB1   | 2004 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2004 DB2   | 2004 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2004 DB3   | 2004 | 90            | 880        | Sim     |
| FVC2004 DB4   | 2006 | N/A           | 880        | Sim     |
| FVC2006 DB1   | 2006 | 30            | 1800       | Não     |
| FVC2006 DB2   | 2006 | 30            | 1800       | Não     |
| FVC2006 DB3   | 2006 | 30            | 1800       | Não     |
| FVC2006 DB4   | 2006 | N/A           | 1800       | Não     |
| NIST DB4      |      | Descontinuada |            |         |
| NIST DB9      |      | Descontinuada |            |         |
| NIST DB10     |      | Descontinuada |            |         |
| NIST DB14     |      | Descontinuada |            |         |

Alguns autores utilizaram bases de dados particulares, construídas para o efeito do estudo pelo que não constam na análise apresentada. No total verifica-se a referência a 20 bases de dados, sendo que quatro já foram descontinuadas e as restantes são de acesso público, exceto o conjunto FVC2006 que é disponibilizado apenas para fins académicos. As bases de dados FVC2000 DB4, FVC2002 DB4, FVC2004 DB4 e FVC2006 DB4 são compostas por imagens de impressões digitais criadas utilizando o software de geração de impressões digitais sintéticas SFinGe (atribui pontos aleatórios para as minúcias, define a orientação das cristas e insere ruído no padrão criado).

As bases de dados não são recentes, mas no caso das impressões digitais esta situação é aceitável uma vez que apesar de mais antigas, as imagens mantêm a sua utilidade. Os conjuntos de dados FVC2000, FVC2002, FVC2004 e FVC2006 são os mais utilizados, sendo compostos por imagens obtidas através de diferentes sensores, apresentando diferentes desafios aos sistemas de reconhecimento e correspondência de impressões digitais.

### 3.1.1 FVC2000

A Tabela 7 resume as características do conjunto de dados FVC2000 [31], composto por quatro bases de dados, cada uma composta por 8 imagens de 110 dedos, perfazendo um total de 880 imagens.

Tabela 7 - Base de dados FVC2000.

| FVC2000 | Sensor                    | Tamanho da Imagem | Resolução |
|---------|---------------------------|-------------------|-----------|
| DB 1    | Ótico de baixo custo      | 300 x 300         | 500 dpi   |
| DB 2    | Capacitivo de baixo custo | 256 x 364         | 500 dpi   |
| DB 3    | Ótico                     | 448 x 478         | 500 dpi   |
| DB 4    | SFinGe                    | 240 x 320         | 500 dpi   |

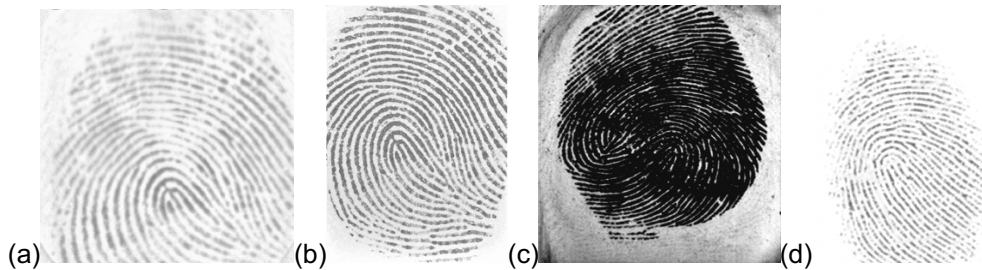


Figura 10 – Exemplo FVC2000: (a) Db1 (b) Db2 (c) Db3 (d) Db4.

A Figura 10 tem exemplos das quatro bases de dados do conjunto FVC2000.

### 3.1.2 FVC2002

O conjunto de dados FVC2002 [32] é composto por quatro bases de dados cujas características são resumidas na Tabela 8. Cada base de dados é composta por 8 imagens de 110 dedos, perfazendo um total de 880 imagens.

Tabela 8 - Base de dados FVC2002.

| FVC2002 | Sensor       | Tamanho da Imagem | Resolução |
|---------|--------------|-------------------|-----------|
| DB 1    | Ótico        | 388 x 374         | 500 dpi   |
| DB 2    | Ótico        | 296 x 560         | 569 dpi   |
| DB 3    | Capacitivo   | 300 x 300         | 500 dpi   |
| DB 4    | SFinGe v2.51 | 288 x 384         | 500 dpi   |



Figura 11 – Exemplo FVC2002: (a) Db1 (b) Db2 (c) Db3 (d) Db4.

Na Figura 11 é possível visualizar exemplos de imagens das bases de dados de FVC2002.

### 3.1.3 FVC2004

O conjunto de dados FVC2004 [33], composto por 4 bases de dados que perfazem 880 imagens, à semelhança das anteriores, engloba quatro bases de dados contendo imagens às quais foram acrescentadas dificuldades propositadas com o fim de tornar a competição mais desafiante, com por exemplo rodar o ângulo da imagem, pedir aos indivíduos para pressionar o sensor com mais força (introduzindo distorções) e recolha de imagens a partir de dedos humedecidos. Relativamente à obtenção das imagens, as características de cada base de dados são resumidas na Tabela 9.

Tabela 9 - Base de dados FVC2004.

| FVC2004 | Sensor      | Tamanho da Imagem | Resolução |
|---------|-------------|-------------------|-----------|
| DB 1    | Ótico       | 640 x 480         | 500 dpi   |
| DB 2    | Ótico       | 328 x 364         | 569 dpi   |
| DB 3    | Térmico     | 300 x 480         | 512 dpi   |
| DB 4    | SFinGe v3.0 | 288 x 384         | 500 dpi   |

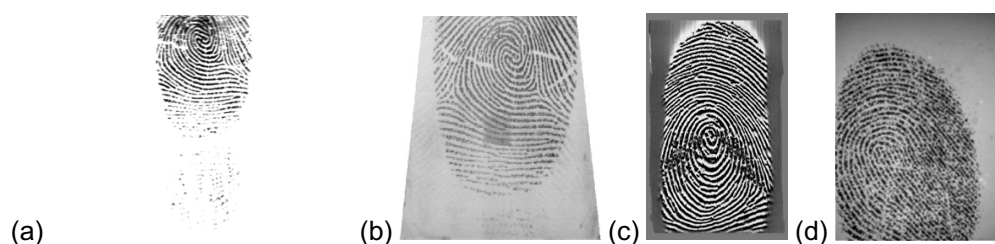


Figura 12 – Exemplo FVC2004: (a) Db1 (b) Db2 (c) Db3 (d) Db4.

A Figura 12 tem exemplos das quatro bases de dados do conjunto FVC2004, podendo verificar-se visualmente as diferenças entre cada base de dados.

### 3.1.4 FVC2006

O conjunto de dados FVC2006 [34] é composto por quatro bases de dados cujas características são resumidas na Tabela 10. Cada base de dados é composta por 12 imagens de 150 dedos, perfazendo um total de 1800 imagens.

Tabela 10 - Base de dados FVC2006.

| FVC2006 | Sensor         | Tamanho da Imagem | Resolução |
|---------|----------------|-------------------|-----------|
| DB 1    | Campo elétrico | 96 x 96           | 250 dpi   |
| DB 2    | Ótico          | 400 x 560         | 569 dpi   |
| DB 3    | Térmico        | 400 x 500         | 500 dpi   |
| DB 4    | SFinGe v3.0    | 288 x 384         | 500 dpi   |

A disponibilidade do conjunto FVC2006 é exclusivamente para fins académicos e não foi obtida resposta por parte da Universidade de Bolonha a fim de conceder o acesso às imagens.

### 3.2 Métricas Utilizadas

São utilizadas as métricas mais comuns para avaliar o desempenho dos sistemas de correspondência de impressões digitais [8]. É necessário definir primeiramente os conceitos que permitem calcular as métricas para avaliar o sistema. Considerando duas imagens definimos:

- VP - verdadeiro positivo - devem corresponder e correspondem;
- FP – falso positivo – não devem corresponder e correspondem;
- VN – verdadeiro negativo – não devem corresponder e não correspondem;
- FN – falso negativo – não devem corresponder e correspondem.

De seguida, utilizando os conceitos acima mencionados, calculam-se as métricas que permitem avaliar o sistema:

- Sensibilidade: também pode ser referido como *Recall* ou Taxa de Verdadeiros Positivos é a métrica utilizada para avaliar a capacidade do modelo para identificar corretamente todos os casos positivos relevantes num conjunto de dados, ou seja, é a proporção de verdadeiros positivos (positivos que sejam corretamente identificados) em relação ao total de casos positivos existentes no conjunto de dados. Esta métrica é útil em situações nas quais é crucial identificar todos os casos positivos, mesmo que isso signifique classificar incorretamente alguns casos negativos como positivos. Pode ser calculada de acordo com a Equação (3.1):

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.1)$$

- Precisão: avalia a proporção de identificações positivas que foram efetuadas corretamente. Esta métrica é útil em situações em que o custo de caso falso positivo seja alto. Pode ser calculada de acordo com a Equação (3.2):

$$\text{Precisão} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.2)$$

- *F1*: a sensibilidade e a precisão têm uma relação de *trade-off*, isto é, aumentar um poderá diminuir o outro. A métrica *F1* é utilizada para combinar ambas numa única métrica que equilibra as anteriores, conforme a Equação (3.3):

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precisão} \times \text{Sensibilidade}}{\text{Precisão} + \text{Sensibilidade}} \quad (3.3)$$

- *False Match Rate (FMR)*: avalia a probabilidade de o sistema identificar como correspondentes duas impressões digitais que não correspondem e é calculada de acordo com a Equação (3.4):

$$FMR = \frac{FP}{FP + VN} \quad (3.4)$$

- *False Non Match Rate (FNMR)*: avalia a probabilidade de o sistema identificar como não correspondentes duas impressões digitais que correspondem, sendo calculada de acordo com a Equação (3.5):

$$FNMR = \frac{FN}{FN + VP} \quad (3.5)$$

- *Equal Error Rate (EER)*: mede o equilíbrio entre a FMR e FNMR. Considerando diferentes limiares de decisão (valores nos quais o sistema define as imagens como correspondentes ou não) a EER é definida como o ponto em que estas métricas são iguais, ou seja, quando o sistema faz uma decisão errada com a mesma frequência (falso positivo ou falso negativo).

Todas as métricas mencionadas variam no intervalo [0,1]. O desempenho do sistema será ótimo quando as métricas sensibilidade, precisão e F1 tiverem valor um e FMR, FNMR e EER tomarem valor zero. Tipicamente, os valores obtidos podem também ser multiplicados por cem, por forma a representar sob a forma de percentagem.

### 3.3 Extração e Correspondência de Minúcias

Nesta secção é revista a temática da extração e correspondência de minúcias sendo revistos artigos recentes sobre o tema. É feita uma divisão em subsecções que agrupam os métodos revistos, considerando-se métodos baseados em minúcias, aprendizagem profunda e ainda métodos baseados na textura da imagem, que processam a imagem sem ter em conta o conceito de minúcia. Finalmente, são identificadas as lacunas encontradas nesta revisão.

#### 3.3.1 Métodos Baseados em Minúcias

São propostos diferentes métodos baseados nas minúcias, sobretudo na disposição geométrica das mesmas e na criação de um modelo geométrico que represente a impressão digital.

Trivedi et al. [35] propõe a criação de um modelo não invertível, por forma a não permitir a reconstrução da impressão digital e aumentar a segurança da base de dados. As imagens são pré-processadas através de normalização, binarização, esqueletização e aplicação de filtros de Gabor. De seguida, são formados triângulos de minúcias e são descartados aqueles que cubram uma área pequena. O modelo é descrito através dos vetores de características formados pelos ângulos internos dos triângulos validados e pelo tipo de minúcia que constitui cada triangulação. Na fase de correspondência, seleciona-se para cada triângulo de uma imagem o triângulo na outra imagem cujo descritor apresente a menor distância euclidiana. Se a distância euclidiana for inferior a um valor limite, considera-se o triângulo validado, definindo-se também um limiar de decisão de correspondência de imagem baseado no número de triângulos validados. Foram utilizadas as bases de dados FVC2000, FVC2004 e FVC2006 obtendo EER 5,57%, 2,56% e 0,478%, respetivamente.

Ghaddab et al. [36] propõe a determinação da triangulação de *Delaunay* do conjunto de minúcias, sugerindo a expansão desta obtendo todas as triangulações possíveis se cada minúcia fosse removida

do conjunto, aumentando a robustez do algoritmo perante falsas minúcias e aumentando a complexidade e esforço computacional. A cada triângulo é associado um descritor numérico que inclui a elongação da elipse de Steiner, o cosseno do maior ângulo, o perímetro e o ângulo de rotação necessário para sobrepor um vértice nos restantes. Considerando dois triângulos, é aplicado um valor limite possível para a diferença entre a mesma característica e calculada uma pontuação de correspondência. Foram utilizadas as bases de dados FVC2000, FVC2002 e FVC2004 obtendo EER: 2,25%, 1,62% e 3,99%, respetivamente.

A triangulação de *Delaunay* também é sugerida por Mohamed-Abdul-Cader et al. [37]. As imagens são pré-processadas através de equalização de histograma, binarização, filtros de Gabor e esqueletização. É considerada a triangulação de *Delaunay* para formar triângulos e é formado um descritor composto pelos ângulos internos, o tipo de minúcia, a orientação das minúcias e as diferenças de orientação entre minúcias adjacentes. As melhores correspondências de triângulos encontram-se através das distâncias nas orientações das minúcias em valor absoluto e em rácio, sendo calculada uma pontuação de correspondência através do número de minúcias correspondentes (minúcias únicas no conjunto de triângulos validados) e do total de minúcias nos modelos. Foi selecionado um conjunto de 158 imagens da base de dados FVC2002 (DB1) sendo obtida EER de 6,68%.

As deformações elásticas em diferentes imagens da mesma impressão digital aumentam a taxa de falsas rejeições. Rungchokanun & Areekul [38] propõe dois métodos de formação de triângulos de minúcias: o primeiro encontrando para cada referência os dois vizinhos mais próximos e o segundo através da seleção das duas minúcias com orientação mais idêntica à referência. De cada triângulo são extraídas características, nomeadamente o comprimento das arestas e os ângulos internos, formando um vetor de características de tamanho fixo. Na base de dados FVC2000 o método obteve EER de 1,53%.

Surajkanta & Pal [39] propõe a extração de características invariantes à rotação e translação a partir da triangulação de *Delaunay*. As imagens são pré-processadas aplicando normalização, binarização, filtros de Gabor e esqueletização. Os descritores são formados considerando os ângulos internos de cada triângulo, o tipo de minúcias e a orientação das mesmas sendo que, em oposição a outros autores, a orientação das minúcias é calculada em relação ao núcleo da impressão digital. Na base de dados FVC2000 foi obtida EER média de 6,68% nos quatro conjuntos de dados.

Khongkrphan [40] propõe a correspondência de impressões digitais através de uma pontuação baseada no alinhamento das mesmas. Inicialmente as imagens são pré-processadas e são extraídas minúcias. De seguida, são utilizadas dez minúcias como referência para alinhar as imagens e é calculada uma pontuação. É definido um valor de limiar para a pontuação obtida sendo que se for atingida uma pontuação superior ao limiar, as impressões digitais correspondem. Foram usadas as bases de dados FVC2002 e FVC2004 sendo obtida EER média 0,34% e 2,38%, respetivamente.

Kho et al. [41] propõe uma representação vetorial ordenada e de tamanho fixo. Cada minúcia vizinha é modelada utilizando funções gaussianas 2D em torno de uma minúcia de referência. O conjunto de funções gaussianas é normalizado e expresso em forma de vetor binário, com dimensão

igual ao número de pixels na região circular, que representa uma estrutura local da impressão digital. A comparação dos vetores utiliza a distância de *hamming*, sendo aplicado um valor de fronteira que define se as imagens correspondem. Foram utilizadas as bases de dados FVC2002 (DB1, DB2 e DB3), FVC2004 (DB1 e DB2) e FVC2006 (DB2 e DB3), sendo avaliada a EER obtida: 0,53%, 0,51% e 0,63% (FVC2002), 0,22% e 0,19% (FVC2004) e ainda 0,29% e 0,31% (FVC2006).

Omranpour et al. [42] sugere a utilização de estatísticas para criar um vetor que descreva as minúcias. É calculada a distância euclidiana entre todos os pares de minúcias e são calculadas estatísticas, nomeadamente o mínimo, máximo, média, e desvio padrão. Finalmente, são reunidas todas as estatísticas dos pares de minúcias e é utilizada a técnica LDA (*Linear Discriminant Analysis*) para reduzir a sua dimensionalidade, criando um vetor final de tamanho fixo. Para encontrar uma correspondência, é utilizado o algoritmo *K-nearest neighbor* a fim de encontrar o descritor mais similar e um classificador binário, treinado em 75% dos dados, para classificar as imagens. No conjunto de dados FVC2000 foi obtida EER média de 0,55%, 0,51% na base de dados FVC2002 e 0,65% em FVC2004.

Tabela 11 - Resumo dos métodos baseados em minúcias.

| Artigo | Método  | Características Extraídas  | Base Dados  | Resultado   |
|--------|---|--|---|---|
| [35]   | Triangulação de minúcias                                      | Ângulos internos e tipo de minúcias  | FVC2000, FVC2004, FVC2006                                       | EER: 5,57%, 2,56% e 0,478%.   |
| [36]   | Triangulação de Delaunay expandida                            | Elongação da elipse de Steiner, cosseno do maior ângulo, perímetro e o ângulo de rotação | FVC2000, FVC2002, FVC2004                                       | EER: 2,25% (FVC2000), 1,62% (FVC2002) e 3,99% (FVC2004).                                |
| [37]   | Triangulação de Delaunay                                      | Ângulos internos, tipo de minúcia, orientação das minúcias.                              | FVC2002 (DB1)   | EER: 6,68%.   |
| [38]   | Duas triangulações: vizinhos próximos e orientação semelhante | Comprimento das arestas e ângulos internos.  | FVC2000   | EER: 1,53%.   |
| [39]   | Triangulação de Delaunay                                      | Ângulos internos, tipo e orientação das minúcias.  | FVC2000   | EER: 6,68%.   |
| [40]   | Alinhamento de imagens baseado em minúcias                    | Não se aplica.   | FVC2002, FVC2004  | EER: 0,34% (FVC2002) e 2,38% (FVC2004).   |
| [41]   | Vetor binário de tamanho fixo                                 | Modelação com funções gaussianas.  | FVC2002 (DB1, DB2, DB3), FVC2004 (DB1, DB2), FVC2006 (DB2, DB3) | EER: 0,53%, 0,51% e 0,63% (FVC2002), 0,22% e 0,19% (FVC2004) e 0,29% e 0,31% (FVC2006). |

A Tabela 11 resume os métodos baseados em minúcia. Estes métodos procuram encontrar um modelo que descreva a impressão digital para que seja efetuada posteriormente a comparação dos

vetores de características e encontrada uma correspondência. É notória a utilização maioritária de triangulações de pontos para criar os modelos sendo relevante a escolha das características extraídas das triangulações para criação dos descritores.

### 3.3.2 Métodos Baseados em Aprendizagem Profunda

Recentemente, avanços significativos na área de aprendizagem profunda têm revolucionado a forma como abordamos problemas complexos de reconhecimento de padrões. Esta primeira subsecção dedica-se à revisão da aplicação de aprendizagem profunda no problema de fazer corresponder impressões digitais.

Abordando o problema de fazer a correspondência entre duas imagens de impressões digitais, Liu et al. [1] propõe um novo método através da utilização de uma *Convolutional Neural Network (CNN)* baseada na rede treinada VGG-16. As imagens não foram pré-processadas, mas foi efetuado o alinhamento e posteriormente aplicadas transformações para generalizar o modelo. Foi otimizado o número de camadas de convolução, a função de custo e o método de otimização. A CNN proposta obteve resultados em tempo cinco vezes menor e alcançou precisão de 98,42% e 96,89% comparativamente a 97,85% e 95,93%, respetivamente, obtidos pela CNN VGG-16, nas bases de dados FVC2000 e FVC2004.

Zhou et al. [9] propõe a utilização de duas CNN em série. A primeira CNN recebe como *input* a imagem fazendo a normalização e segmentação da mesma em blocos por forma a criar um mapa de zonas candidatas a ter minúcias. Por sua vez, a segunda CNN extrai as minúcias a partir do mapa de características anteriormente criado, calculando a probabilidade, localização e direção das mesmas. As imagens utilizadas não foram pré-processadas. As redes foram treinadas no conjunto de dados FVC2002 e FVC2004 sendo que foram também aplicadas rotações aleatoriamente às imagens por forma a tornar a CNN mais genérica. O algoritmo mostra-se mais rápido em imagens de menor dimensão e robusto relativamente a rotações e impressões digitais parciais. Comparando com outros 4 métodos de extração de características utilizando CNN nos dados FVC2004, o melhor destes obteve precisão de 83,9% em 1,2 segundos sendo que o método proposto obteve 83,27% em 0,03 segundos, conseguindo reduzir consideravelmente o tempo de computação sem perda significativa de precisão.

Li [8] propõe a utilização de uma CNN para extrair características e fazer a comparação de impressões digitais ruidosas. Compara com um método tradicional (baseado nas coordenadas e orientação das minúcias). Utilizando a base de dados NIST DB4 e ainda uma base de dados privada criada para o estudo, o método proposto obteve nas métricas de precisão, FMR, FNMR e tempo 98,65%, 1,54%, 1,46% e 0,12 segundos, respetivamente, comparativamente com o método tradicional que obteve nas mesmas métricas 71,23%, 28,82%, 28,78% e 1,87 segundos.

Com o objetivo de diminuir o tempo computacional despendido pelos métodos tradicionais de comparação de impressões digitais Wang et al. [43] propõe um método que compreende o pré-processamento com normalização, segmentação, esqueletização e filtros de Gabor e a utilização em paralelo de CNN sendo que cada uma processa diferentes blocos da imagem, combinando os resultados com uma camada totalmente ligada. Comparado com um método tradicional (por

coordenadas e orientação das minúcias) este método permitiu reduzir o tempo necessário à correspondência de impressões digitais de 8,70 segundos para 0,88 segundos.

Gorgel & Eksi [3] sugerem o pré-processamento aplicando a *Gabor Wavelet Transform (GWT)*, utilizando de seguida uma CNN para classificar a imagem. Foram utilizadas as imagens FVC2006, sendo que foram replicadas algumas imagens e adicionadas pequenas variações às replicas para generalizar a CNN. O método proposto obteve precisão de 91,50% sendo que utilizando a mesma CNN sem aplicar a GWT obteve 86,27%.

Engelsma et al. [44] propõe uma rede composta por três sub-redes para o alinhamento das imagens, extração de características baseadas na textura da imagem e extração de minúcias, obtendo-se uma representação da imagem cuja dimensionalidade é reduzida através de uma camada totalmente ligada. É calculada a distância euclidiana entre os descritores de tamanho fixo e, posteriormente, a semelhança do cosseno sendo aplicado um valor limite ao resultado obtido para validar ou rejeitar a correspondência. Na base de dados FVC2004 (DB1) foi obtida exatidão *rank-1* 99,5% e *rank-100* de 100%.

Alguns autores utilizam a classificação do padrão geral da impressão digital como complemento aos algoritmos de correspondência. Wu et al. [45] propõe uma CNN para classificar a impressão digital (FCTP-Net) baseada na rede Alexnet, reduzindo o número de camadas de convolução, acrescentando camadas de normalização depois das camadas de *pooling* e otimizando a *learning rate*. O método proposto obteve precisão 94,87% numa base de dados particular e 92,9% na base de dados NIST SDB10. A CNN foi ainda comparada com três CNN de referência (Alexnet, Lenet e Caffenet), sendo que obteve 93,14% de precisão nos dados utilizados superando a Caffenet, que foi a melhor das três alternativas com 82,63%.

Tabela 12 - Resumo dos métodos baseados em CNN.

| Artigo | Método   | Pré-Proc.                                       | Base Dados               | Resultado  |
|--------|--|---|--------------------------|--|
| [1]    | CNN baseada em VGG-16                                | Não.  | FVC2000, FC2002, FVC2004 | Precisão: 98,42% (em menor tempo) vs. 97,85% VGG-16.                                       |
| [45]   | CNN Baseada em Alexnet (Padrão da impressão digital) | Não.  | NIST DB10, Particular    | Precisão: 92,9% (NIST DB10) vs. 93,14% (Caffenet).   |
| [9]    | Duas CNN em série                                    | Não.  | FVC2002, FVC2004         | Precisão: 83,27% (0,03s) vs. 83,9% (1,2s).   |
| [3]    | GWT + CNN  | Binarização, esqueletização, GWT.               | FVC2006                  | Precisão: 91,50% vs. 86,27% sem GWT.   |
| [8]    | CNN  | Não.  | NIST DB4                 | Precisão: 98,65%, FMR: 1,54%, FNMR: 1,46% vs. 71,23%, 28,82%, 28,78% (método tradicional). |
| [43]   | CNN em paralelo                                      | Normalização, esqueletização, filtros de Gabor. | Não especificada         | Redução do tempo de 8,70s para 0,88s (método tradicional).                                 |

A Tabela 12 resume os métodos de comparação de impressões digitais com recurso a CNN revistos, descrevendo as particularidades de cada método que o torna diferente dos restantes, a precisão obtida nas experiências realizadas e outros detalhes considerados relevantes. Com base nos resultados obtidos, podemos considerar que as CNN reduzem significativamente o tempo computacional relativamente a outros métodos e obtêm melhor precisão.

### 3.3.3 Métodos Baseados na Textura da Imagem

Na tarefa de obter a correspondência entre imagens de impressões digitais também são empregues métodos baseados na textura das imagens, técnicas baseadas em *Scale Invariant Feature Transform (SIFT)*, *Local Binary Pattern (LBP)*, *Oriented Fast Rotated Brief (ORB)* e *Speeded-Up Robust Features (SURF)*, *Binary Robust Independent Elementary Features (BRIEF)* e *Histogram of Gradients (HoG)*. Estes descritores apresentam a vantagem de serem vetores binários de tamanho fixo, facilitando a comparação dos mesmos, no entanto, de forma genérica, revelam-se insuficientes como um método por si só, sendo utilizados para complementar ou validar outros métodos.

Monika & Kumar [46] propõe a utilização de características LBP como validação da correspondência minúcias. As imagens são pré-processadas através de binarização e esqueletização e as minúcias extraídas e comparadas utilizando técnicas de outros autores. Nas minúcias dadas como correspondentes, são calculadas as características LBP na vizinhança e é feita a correspondência destas características para validar a correspondência das minúcias. Foi utilizado um subconjunto de 20 imagens da base de dados FVC2002. Em ambos os casos a FNMR obtida foi 0%, sendo que a FMR foi 25% sem a aplicação de LBP e 20% com a metodologia proposta, existindo uma melhoria.

Bakheet et al. [47] sugere um método baseado em na fusão de pontos característicos SURF e *Harris*. Inicialmente a imagem é pré-processada através de equalização de histograma, normalização, segmentação, aplicação de filtros de Gabor e binarização sendo posteriormente extraídos os pontos de *Harris* e os descritores SURF na sua vizinhança. A correspondência de imagens é feita utilizando a distância euclidiana entre os vetores descritores, sendo utilizado o algoritmo RANSAC para refinar os resultados e eliminar falsas correspondências. Foram utilizadas as bases de dados FVC2000 (DB1) e FVC2002 (DB1) sendo alcançada exatidão de 92,5% e 95%, respetivamente.

Ainda Bakheet et al. [48] propõe outra metodologia em que a extração e correspondência de minúcias é baseada em características SIFT. Inicialmente as imagens são pré-processadas utilizando operações de binarização, segmentação, esqueletização, dilatação e filtros de Gabor. De seguida, são extraídos os pontos característicos SIFT e os respetivos descritores (vetores de tamanho fixo). Para determinar a correspondência entre dois pontos, em duas imagens distintas, consideram-se os dois descritores com menor distância euclidiana em relação ao descritor alvo. Se o descritor mais próximo apresentar uma distância inferior a um valor limite e se o segundo descritor mais próximo apresentar uma distância consideravelmente superior ao primeiro, então o primeiro ponto é validado como correspondente. Foi ainda aplicado também um valor limite ao cosseno do ângulo formado pelos dois descritores. O método proposto foi aplicado na base de dados FVC2004 sendo que obteve EER 2,01%.

As características ORB são calculadas em tempo 100 vezes inferiores às características SIFT e 10 vezes quando comparado com os pontos SURF. Li & Shi [49] propõe uma metodologia que compara uma parte da impressão digital com o todo. Para tal, a primeira etapa é a definição de uma região de interesse através da variância da intensidade de cinzentos. De seguida, os descritores ORB são extraídos e é utilizado um método de força bruta para comparar os descritores, utilizando a distância de *hamming*. Finalmente, a validação da correspondência de descritores é feita através da análise do segundo descritor mais próximo, sendo o primeiro validado se o segundo apresentar uma distância muito superior. Foi utilizada a base de dados FVC2004 sendo feitas alterações às imagens para separar partes de impressões digitais. O método proposto obteve EER 2,83% (11 segundos) e é comparado com um método similar baseado em SIFT que obteve 9,29% (123 segundos).

Pollak e Richter [50] propõe a utilização de descritores BRIEF para indexar as impressões digitais numa base de dados sendo escolhida posteriormente uma imagem para comparação através da distância de *hamming*, fazendo corresponder o descritor com menor distância, se esta for inferior a um valor limite. Foi utilizada uma base de dados particular com 466 imagens, sendo utilizadas 4192 para testar a procura na base de dados. Para comparação, foi aplicado um método semelhante utilizando os descritores HoG e LBP. Esta técnica não tem por objetivo fazer a correspondência das imagens, apenas reduzir o número de imagens alvo na base de dados. Os métodos foram comparados utilizando a taxa de penetração (número de imagens na base de dados analisadas para encontrar a que corresponde) tendo obtido em média 0,95% (4,42 imagens em média) em oposição a 3,25% utilizando HoG e 2,75% utilizando LBP, mostrando-se mais eficiente.

Tabela 13 - Resumo dos métodos baseados na textura das imagens.

| Artigo | Método        | Pré-Proc.  | Base Dados       | Resultado  |
|--------|---------------|--|------------------|--|
| [46]   | LBP           | Binarização, esqueletização.                               | FVC2002          | FNMR: 0%, FMR: 20% vs. 25% (sem LBP).                            |
| [47]   | SURF e Harris | Equalização de histograma, normalização, filtros de Gabor. | FVC2000, FVC2002 | Exatidão: 92,5% (FVC2000) e 95% (FVC2002).                       |
| [48]   | SIFT          | Binarização, esqueletização, filtros de Gabor.             | FVC2004          | EER: 2,01%.  |
| [49]   | ORB           | Não.   | FVC2004          | EER: 2,83%.  |
| [50]   | BRIEF         | Não se aplica (método de indexação).                       | Particular       | Redução da taxa média de penetração (relativamente a HoG e LBP). |

Os métodos descritos mostram-se úteis como complementos a algoritmos baseados em minúcias, melhorando o seu desempenho e também na indexação de bases de dados, tendo como vantagem serem invariantes à rotação e escala (SIFT, SURF e ORB) o que poderá ser uma vantagem quando se pretende comparar impressões digitais sem proceder ao alinhamento das mesmas.

### 3.4 Lacunas Encontradas

O reconhecimento e comparação de impressões digitais é estudado há mais de 40 anos, mas a concepção de um sistema preciso, interoperável e que necessite de pouco poder computacional ainda é considerado um problema em aberto.

Os métodos baseados em minúcias são os mais intuitivos em termos do que é esperado pela interpretação humana da correspondência de impressões digitais existindo algumas considerações a ser feitas: os modelos criados não devem ser invertíveis por uma questão de segurança (para não permitir a reconstrução da impressão digital). Os resultados obtidos nas imagens mais ruidosas (FVC2004) verificam que todos os métodos são muito sensíveis à qualidade da impressão digital uma vez que são altamente dependentes das minúcias extraídas, apresentando dificuldade em lidar com ruído presente nas imagens, sendo ainda de extrema importância a seleção de características a ser extraídas para descrever as minúcias. As metodologias propostas assentam na criação de um modelo que represente a impressão digital, não sendo propostos métodos que analisem minúcia a minúcia, aproximando-se do trabalho que é feito manualmente na área forense.

A utilização de aprendizagem automática para a correspondência de impressões digitais apresenta algumas desvantagens. Em primeiro lugar, há a necessidade de treinar um modelo específico para cada situação inviabilizando a utilização de modelos genéricos, o que requer tempo, mas também a aquisição de um grande número de imagens necessárias para efetuar o treino do modelo. Em segundo lugar, as bases de dados muitas vezes não são equilibradas, existindo mais comparações de imagens a rejeitar do que imagens a corresponder pelo que o desequilíbrio nos dados poderá levar a resultados enviesados pelo modelo. Finalmente, existe a dificuldade de generalizar o modelo para diferentes sensores e condições da imagem como variações de brilho, por exemplo, dificultando a aplicabilidade prática.

As características SIFT, SURF, ORB, BRIEF e LBP são utilizadas em técnicas genericamente aplicadas em processamento de imagem e reconhecimento de objetos. No entanto, quando o problema trata a correspondência de impressões digitais existem algumas desvantagens: o cálculo dos pontos característicos pode ser computacionalmente intensivo, introduzindo restrições para sistemas em tempo real; no caso dos descritores BRIEF, a sua natureza binária gera vetores curtos para as características, o que poderá ser insuficiente para representar as estruturas complexas das impressões digitais, que requerem descritores mais informativos para trabalhar com maior dimensionalidade; o LBP é muito sensível a ruído; estas técnicas extraem características da imagem como um todo, o que poderá ser vantajoso quando as minúcias não são bem definidas mas comparativamente aos sistemas baseados em minúcias estas técnicas apresentam piores desempenhos, sendo mais utilizadas como complemento aos restantes algoritmos.



## 4. Metodologia

Neste capítulo é descrita a metodologia implementada para processar e procurar correspondência entre imagens de impressões digitais. A metodologia divide-se em quatro blocos (ver Figura 13), cada um representado por uma secção. A primeira, diz respeito ao pré-processamento de imagem em que se estima a orientação e frequência das cristas para aplicar filtros de Gabor orientados. De seguida, a extração de minúcias utilizando o método dos Números Cruzados e a validação das minúcias extraídas através da definição de uma região de minúcias válidas, da remoção de minúcias próximas por tipo e da remoção de nuvens de minúcias. A terceira etapa diz respeito à criação de polígonos que representam cada minúcia e, finalmente, a última secção descreve a correspondência de minúcias e, subseqüentemente, de impressões digitais.

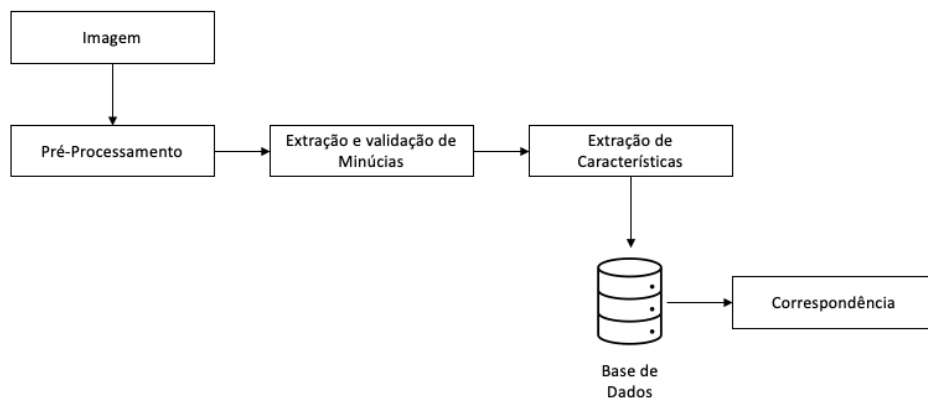


Figura 13 - Diagrama de blocos da arquitetura proposta.

### 4.1 Pré-processamento

O pré-processamento da imagem foi implementado de acordo com algoritmo proposto por Raymond Thai [51], seguindo quatro etapas: segmentação e normalização da imagem, estimativa da orientação das cristas, estimativa da frequência das cristas e a aplicação de filtros de Gabor orientados.

Em várias etapas do pré-processamento é comum dividir a imagem em blocos, para que possam ser processados individualmente. Assim, considerando a imagem  $I$ , de dimensões  $M \times N$ , esta é dividida em  $P \times Q$  blocos não sobrepostos, resultando num total de  $\left(\frac{M}{P}\right) \times \left(\frac{N}{Q}\right)$  blocos, que serão processados individualmente.

#### 4.1.1 Segmentação e Normalização

Inicialmente a imagem é normalizada para média zero e desvio padrão unitário de acordo com a Equação (4.1), onde  $\mu$  representa a média dos valores da intensidade dos pixels e  $\sigma$  o respetivo desvio padrão.

$$I_N = \frac{I - \mu(I)}{\sigma(I)} \quad (4.1)$$

De seguida executa-se a segmentação da imagem, que é o processo de separar as regiões de primeiro plano, que contêm cristas e vales da impressão digital (área de interesse), e de segundo plano, outras regiões da imagem fora dos limites da impressão digital que não contêm informação relevante quanto à mesma. A aplicação de algoritmos de extração de minúcias a regiões de segundo plano resulta em ruído e falsas minúcias.

Tipicamente, as regiões de segundo plano têm pouca variância relativamente aos valores da intensidade de cinzento enquanto as regiões do primeiro plano têm alta variância. Assim, é aplicado um valor de limiar baseado na variância dos valores de cinza para efetuar a segmentação da imagem. Considerando blocos de dimensão  $W \times W$  a variância na intensidade de cinzentos é definida de acordo com a Equação (4.2):

$$V(k) = \frac{1}{W^2} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{W-1} (I(i,j) - M(k))^2 \quad (4.2)$$

onde  $V(k)$  é a variância para o bloco  $k$ ,  $I(i,j)$  é o valor de cinzento do pixel  $(i,j)$  e  $M(k)$  é a média do valor de cinzentos no bloco  $k$ .

Os blocos nos quais se verifica um desvio padrão acima de um determinado valor de limiar são definidos como região de crista, criando-se uma máscara binária que irá separar a região de interesse do restante fundo da imagem. Compara-se assim o valor  $V(k)$  com um valor de limiar  $T$ , conforme a Equação (4.3). O bloco é classificado como pertencente a uma crista se o desvio padrão for superior a  $T$  ou como uma zona de segundo plano, caso contrário.

$$MS_k = \begin{cases} 1, & \text{se } V(k) > T \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4.3)$$

A imagem normalizada  $I_N$  é novamente normalizada, utilizando desta vez a média e o desvio padrão da intensidade dos pixéis, considerando apenas os pixéis que se encontram na região de cristas identificadas pela máscara  $MS$ , resultando a imagem  $I_{Norm}$ , que será utilizada nos passos seguintes do pré-processamento. A normalização é utilizada para ajustar os níveis de cinzento da imagem por forma a que estes se encontrem dentro dos limites pretendidos, não afetando a estrutura das linhas da impressão digital, a normalização permite facilitar as etapas seguintes do pré-processamento.

#### 4.1.2 Estimativa da Orientação das Cristas

A estimativa da orientação é uma etapa fundamental do processo de pré-processamento uma vez que a aplicação do filtro de Gabor depende na orientação local das cristas para ter um efeito útil. A orientação local dos pixéis,  $\theta$ , é calculada utilizando os operadores horizontal e vertical de Sobel:

$$S_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

$$S_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

A convolução da imagem normalizada  $I_{Norm}$  com o operador horizontal de Sobel resulta na componente horizontal do gradiente que permite compreender quão rápida é a variação da intensidade dos pixels na direção horizontal, obtendo-se  $G_x$ :

$$G_x = I_{Norm} * S_x \quad (4.6)$$

Por sua vez, convolução de  $I_{Norm}$  com o operador vertical de Sobel resulta na componente vertical do gradiente, que demonstra quão rápida é a variação da intensidade dos pixels nesta direção, obtendo-se  $G_y$ :

$$G_y = I_{Norm} * S_y \quad (4.7)$$

Através das duas componentes do gradiente é possível calcular a orientação de cada pixel:

$$\theta = \tan^{-1} \left( \frac{G_y}{G_x} \right) \quad (4.8)$$

A partir da orientação de cada pixel é possível estimar a orientação de cada bloco utilizando a média da orientação dos pixels no respetivo bloco.

#### 4.1.3 Estimativa da Frequência das Cristas

A construção do filtro de Gabor depende não só da orientação local das cristas, mas também da sua frequência. A estimativa da frequência das cristas é um passo essencial na melhoria da imagem da impressão digital. A frequência espacial das cristas dá-nos informação acerca da distância entre cristas, sendo uma característica relevante na análise de impressões digitais e no dimensionamento dos filtros a aplicar.

A primeira etapa para a estimativa da frequência das cristas é a divisão da imagem em blocos de dimensão  $W \times W$ . De seguida, projeta-se o valor da intensidade de cinzento de todos os pixels contidos em cada bloco ao longo da direção ortogonal à orientação da crista. Esta projeção resulta numa forma de onda aproximadamente sinusoidal cujos mínimos locais correspondem às cristas da impressão digital. A forma de onda resultante da projeção é suavizada utilizando um filtro passa-baixo

de Gauss para reduzir os efeitos de ruído. O espaçamento entre as cristas  $S(i, j)$  é calculado através da contagem da mediana do número de pixels entre dois mínimos consecutivos. A frequência da crista  $F(i, j)$  para cada bloco centrado no pixel  $(i, j)$  é:

$$F(i, j) = \frac{1}{S(i, j)} \quad (4.9)$$

Uma vez que as imagens de impressões digitas têm uma resolução fixa, idealmente a frequência das cristas deveria situar-se dentro de um certo intervalo. No entanto, existem casos em que não é possível estimar com fiabilidade uma frequência válida a partir da projeção se, por exemplo, não forem detetados picos consecutivos ou quando aparecem minúcias no bloco, uma vez que perante a existência de minúcias a forma de onda resultante da projeção não é aproximadamente sinusoidal. Nestes cenários, a frequência para o bloco é interpolada a partir dos valores estimados para os blocos vizinhos.

#### 4.1.4 Filtragem e Realce das Cristas

A filtragem e o realce das cristas são a última etapa do pré-processamento da imagem. A aplicação do filtro de Gabor, construído com as estimativas de orientação e frequência das cristas, irá realçar a estrutura das cristas e reduzir o ruído na imagem. Um filtro de Gabor bidimensional consiste numa onda plana sinusoidal com uma determinada orientação e frequência, modelada por um envelope de Gauss [52]. Os filtros de Gabor são utilizados devido à sua capacidade de seletividade perante frequência e orientação, permitindo que sejam ajustados para os melhores resultados em particular para cada crista presente na imagem.

O filtro é obtido através da parte real da função de Gabor, que representa uma forma de onda cosseno modulada por uma forma de onda Gaussiana. A aplicação do filtro de Gabor, ajustado à respetiva orientação e frequência do pixel, à imagem de impressão digital é feita através da convolução da imagem com o filtro.

A largura de banda do filtro, que define o leque de frequências a que o filtro responde, é determinada pelos parâmetros de desvio padrão  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$ . A utilização de valores constantes quando aplicado, por exemplo, a uma imagem com variações significantes na frequência, resultaria num realce não uniforme das diversas zonas da imagem. Uma vez que a largura de banda do filtro é ajustada para corresponder à frequência local da crista, definiu-se estes parâmetros em função da mesma:

$$\sigma_x = k_x F(i, j) \quad (4.10)$$

$$\sigma_y = k_y F(i, j) \quad (4.11)$$

sendo  $F(i, j)$  a frequência da crista,  $k_x$  e  $k_y$  constantes com valores típicos no intervalo  $[0,4 ; 0,7]$ . Assim, os valores para o desvio padrão são especificados de acordo com a frequência local da impressão digital.

A dimensão do filtro controla a extensão espacial do mesmo, sendo que deve ser capaz de captar a maior parte da informação útil na onda. A utilização de uma dimensão fixa não será ótima uma vez que ondas de Gabor com diferentes larguras de banda não são igualmente tratadas. Assim, a dimensão do filtro é definida em função dos parâmetros do desvio padrão. Sendo  $\omega_x$  e  $\omega_y$  a largura e altura do filtro de Gabor, respetivamente, e  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  os desvios padrões do envelope de Gauss ao longo dos eixos  $x$  e  $y$ , respetivamente, define-se a dimensão do filtro (Equações (4.12) e (4.13)):

$$\omega_x = 6\sigma_x \quad (4.12)$$

$$\omega_y = 6\sigma_y \quad (4.13)$$

A utilização de um fator 6 deve-se ao facto de que a maioria da informação transportada pela onda de Gabor está contida no intervalo  $[-3\sigma, 3\sigma]$ .

A etapa final do pré-processamento da imagem é a binarização e esqueletização da imagem. O filtro de Gabor tem uma componente DC zero, o que significa que na imagem resultante após a filtragem o valor médio da intensidade dos pixels será zero. Assim, a binarização pode ser efetuada utilizando um valor de limiar global para a imagem de valor zero.

A esqueletização é uma operação morfológica que consiste na erosão sucessiva de pixels pretos até que reste apenas a estrutura, sendo aplicado o algoritmo morfológico. A aplicação de algoritmos de esqueletização em imagens de impressões digitais preserva a conectividade entre a estrutura das cristas e forma uma versão esqueletizada da imagem binária, permitindo salientar o padrão das cristas.

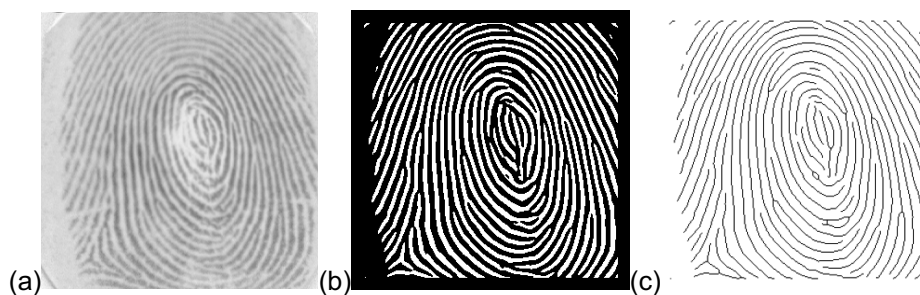


Figura 14 - Pré-processamento: (a) Original (b) Pré-processada sem esqueletização (c) Após esqueletização.

A Figura 14 exemplifica o efeito do pré-processamento implementado, permitindo comparar visualmente uma imagem original e a imagem pré-processada antes e depois do processo de esqueletização.

## 4.2 Extração e Validação de Minúcias

A extração de minúcias foi implementada utilizando o método de Números Cruzados. Devido ao ruído na imagem e defeitos das impressões digitais podem ser captadas falsas minúcias pelo que existe a necessidade de validar as minúcias extraídas. A validação das minúcias extraídas foi efetuada com três métodos: imposição de uma distância mínima entre minúcias do mesmo tipo, remoção de minúcias nos extremos da imagem através do cálculo do envelope convexo e a remoção de nuvens de minúcias.

### 4.2.1 Extração e Validação de Minúcias

Para efetuar a extração de minúcias foi implementado o método de Números Cruzados que envolve a análise da estrutura das cristas, proveniente da imagem esqueletizada. As minúcias são extraídas atribuindo a cada pixel uma classificação: terminação, bifurcação ou ponto inserido em crista.

Em algumas situações as minúcias extraídas podem não corresponder exatamente na imagem original uma vez que o ruído na imagem poderá provocar alterações no esqueleto da imagem.

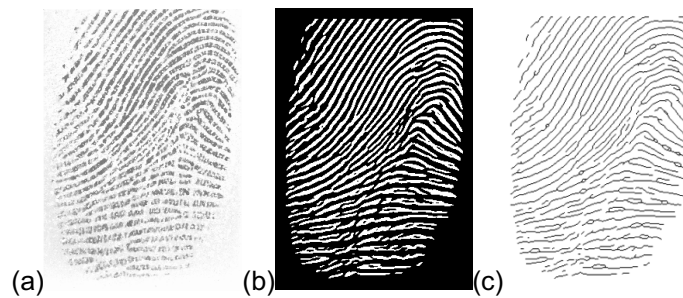


Figura 15 - Impressão digital ruidosa: (a) Original (b) Pré-processada (c) Esqueletizada.

Na Figura 15 é possível visualizar um exemplo do resultado do pré-processamento e esqueletização de uma imagem com bastante ruído. Na Figura 16 verifica-se a existência de falsas estruturas existentes após o processo de esqueletização e que levam à detecção de falsas bifurcações.

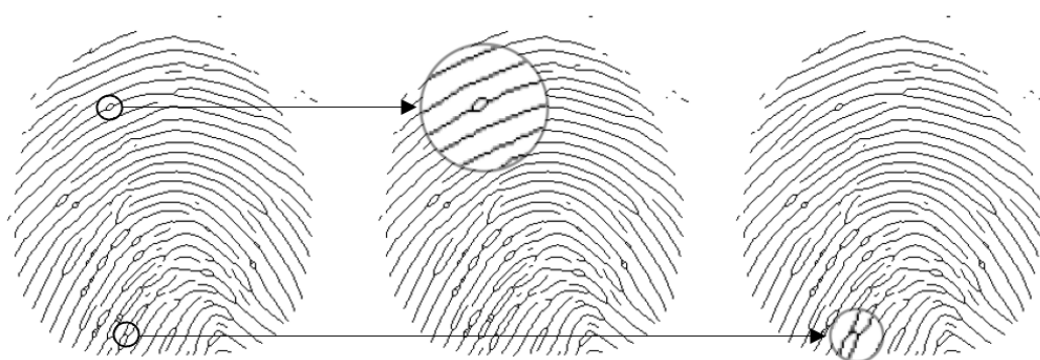


Figura 16 - Falsas bifurcações.

De forma a evitar que sejam detetadas minúcias devido às alterações na estrutura da impressão digital provocadas pelo ruído, a primeira etapa de refinação do conjunto de minúcias extraídas consiste em estabelecer um limite mínimo de distância entre minúcias do mesmo tipo. Assim, considerando  $\delta$  como o valor mínimo de distância, quaisquer minúcias do mesmo tipo cuja distância seja inferior a  $\delta$  são removidas.

Na Figura 17 observa-se as minúcias extraídas utilizando o método NC e filtradas por uma distância  $\delta$ , a partir da estrutura de cristas obtida com a esqueletização da imagem, e as mesmas sobrepostas na imagem original, estando representadas as terminações a vermelho e as bifurcações a azul.

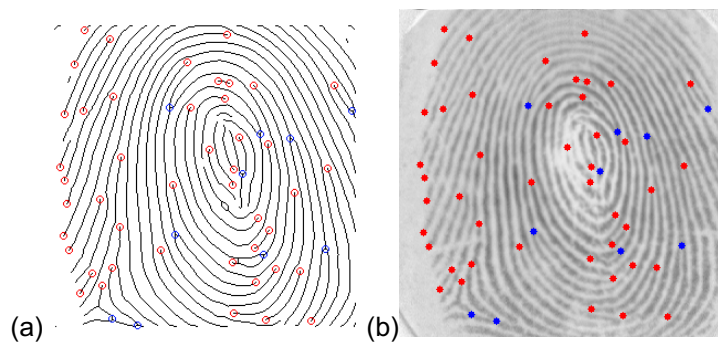


Figura 17 - Minúcias extraídas: (a) Imagem Esqueletizada (b) Imagem Original.

Os pontos nas fronteiras da imagem podem levar à deteção de minúcias falsas, pelo que as minúcias nos extremos devem ser descartadas no processamento do conjunto de pontos relevantes. Note-se que nos cenários em que a região de interesse inicialmente definida se afaste da zona da impressão digital, as minúcias na fronteira não são removidas (ver Figura 18). Assim, surge a necessidade de remover mais minúcias candidatas e refinar o conjunto de minúcias válidas, sendo propostos dois algoritmos adicionais.

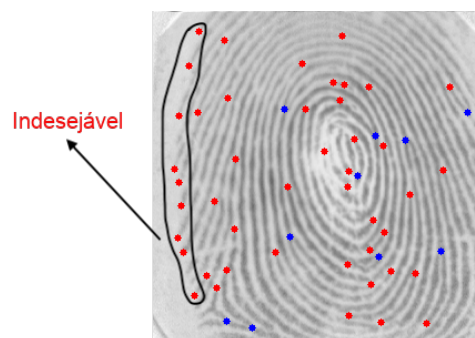


Figura 18 - Minúcias de fronteira indesejáveis.

A fim de remover as minúcias indesejáveis, foi implementado um processo de criação de uma nova região de interesse utilizando o envelope convexo, através do algoritmo incremental, cujo detalhe

de implementação se encontra no Anexo A. Considerando  $S$  o conjunto de minúcias candidatas resultantes das validações anteriores, calcula-se  $H(S)$ , o envelope convexo de  $S$ . É feita uma erosão de  $\gamma$  pixels a partir das arestas para a direção interior do polígono convexo. Assim, define-se uma máscara binária para filtrar o conjunto de minúcias candidatas, que toma valor um no interior da nova região de interesse e valor zero no exterior da mesma.

Na Figura 19 ilustra-se o processo implementado para definição de uma região de interesse para minúcias válidas através da aplicação do envelope convexo e operações morfológicas de erosão.

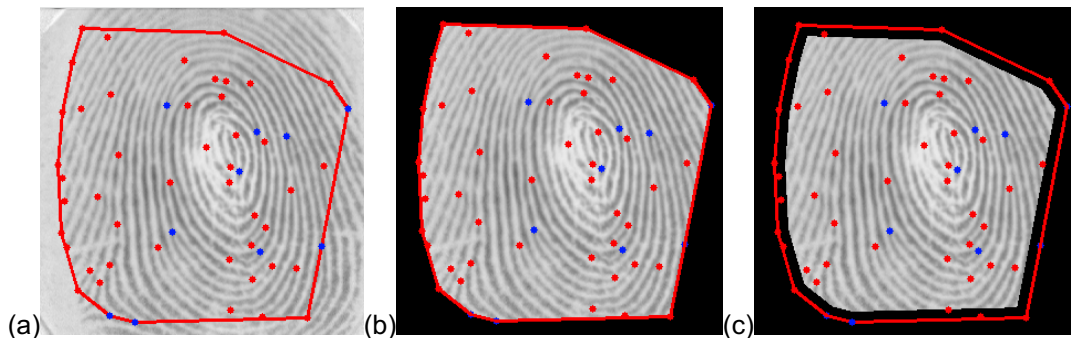


Figura 19 - Refinação do conjunto de minúcias: (a) Definição do envelope convexo (b) Definição de ROI com o polígono convexo (c) Ajuste de ROI através da erosão definida por  $\gamma$ .

Na Figura 20 é possível verificar a atualização do conjunto de minúcias candidatas após ser definida uma nova região de interesse para o conjunto de minúcias.

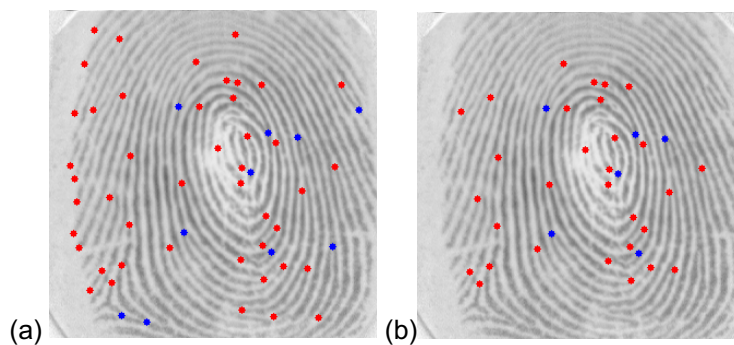


Figura 20 - Conjunto de minúcias candidatas: (a) Original (b) Após definição de ROI.

Em alguns cenários, verifica-se ainda existência de nuvens de minúcias (ver Figura 21), isto é, minúcias próximas, resultantes do ruído presente na imagem.

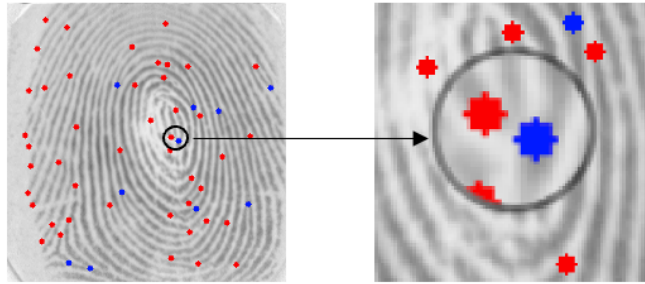


Figura 21 - Nuvem de minúcias.

Foi implementado um algoritmo para remover as nuvens de minúcias. Inicialmente é definida uma distância mínima  $a$ . As minúcias candidatas são representadas num grafo através de nós. As minúcias que se encontrem a uma distância inferior a  $a$  são conectadas. O grafo é percorrido e para todos os nós que estiverem conectados, é calculado o ponto médio pelo que as nuvens de minúcias são substituídas por uma minúcia nesse ponto. Na Figura 22 é possível observar o conjunto de minúcias candidatas e a substituição das nuvens por um ponto médio.

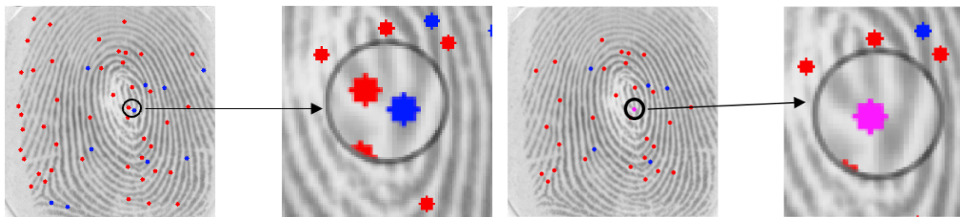


Figura 22 – Remoção de nuvem de minúcias.

### 4.3 Extração de Características

As bifurcações e terminações podem ser difíceis de distinguir nos processos de pré-processamento e pode ocorrer serem classificadas de forma errada pelo que o algoritmo de correspondência não deve depender do tipo de minúcia. Nesta secção descreve-se o método implementado para conseguir descrever a impressão digital a partir do conjunto de minúcias validadas,  $M$ . Deve considerar-se uma minúcia  $m \in M$  como referência para as etapas que vão ser descritas, sendo que o procedimento é repetido até que todas as minúcias de  $M$  sejam processadas.

Define-se  $z$  como a maior dimensão da imagem, isto é, o máximo entre a largura e altura, conforme a Equação (4.14):

$$z = \text{máximo}(\text{altura}, \text{largura}) \quad (4.14)$$

É considerado um raio inicial,  $r_{inicial}$ , um intervalo de raio,  $r_{step}$  e um raio máximo  $r_{max}$ :

$$r_{inicial} = z \times \frac{k_1}{k_2} \quad (4.15)$$

$$r_{step} = z \times \frac{k_4}{k_3} \quad (4.16)$$

$$r_{max} = z \times \frac{k_5}{k_6} \quad (4.17)$$

onde  $k_i, i \in \{1,2,3,4,5,6\}$  são constantes e permitem definir os parâmetros relacionados com o raio dinamicamente, em função das dimensões da imagem.

Considera-se uma circunferência  $C$ , com raio  $r$ , centrada na minúcia de referência  $m$ , inicialmente com  $r = r_{inicial}$ . Define-se  $MC$ , o conjunto de minúcias no interior da circunferência  $C$ .

Cada minúcia é descrita através de um conjunto de polígonos de  $n$  vértices, sendo que o conjunto de pontos  $MC$  deverá conter  $n + 2$  minúcias ou no mínimo  $n$  minúcias se o raio de  $C$  for igual ao raio máximo possível para a circunferência, conforme a Equação (4.18):

$$|MC| \geq n + 2 \vee (|MC| \geq n \wedge r = r_{max}) \quad (4.18)$$

A procura por um número de minúcias superior a  $n$  permite garantir que no caso de existirem falsas minúcias em diferentes imagens, por exemplo devido a diferenças de brilho que criem terminações ou bifurcações, as minúcias verdadeiras continuam presentes na circunferência centrada na minúcia de referência.

Definem-se quatro subconjuntos de minúcias: as que estão em quadrantes superiores (primeiro e segundo),  $U \subset MC$ , as que estão em quadrantes inferiores (terceiro e quarto),  $L \subset MC$ , as que estão em quadrantes à esquerda (segundo e terceiro)  $E \subset MC$  e as que estão em quadrantes à direita (primeiro e quarto)  $D \subset MC$ . Deve ainda verificar-se a existência de pelo menos uma minúcia em cada subconjunto para que  $MC$  seja válido, de acordo com a Equação (4.19):

$$(U \neq \emptyset) \wedge (L \neq \emptyset) \wedge (E \neq \emptyset) \wedge (D \neq \emptyset) \quad (4.19)$$

A verificação efetuada aos quadrantes em que se encontram os elementos do conjunto  $MC$  permite descartar conjuntos de pontos cujos polígonos não têm interesse (ver Figura 23), poupando tempo e esforço computacional.

Na Figura 23 é possível verificar dois conjuntos de minúcias  $MC$  inválidos devido à não verificação da regra dos quadrantes aplicada e também devido ao número de minúcias ser insuficiente.

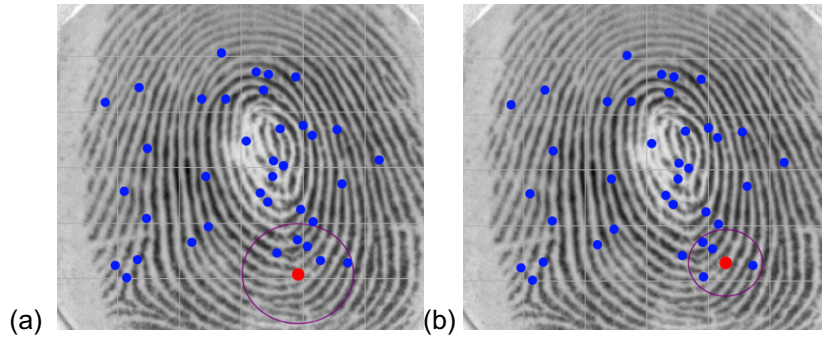


Figura 23 - Conjunto  $MC$  descartado: (a) Verificação de Quadrantes (b) Número insuficiente de minúcias ( $n=5$ ).

Na Figura 24 é possível verificar um conjunto de minúcias  $MC$  válido, cujos pontos serão utilizados na etapa seguinte para a formação de polígonos.

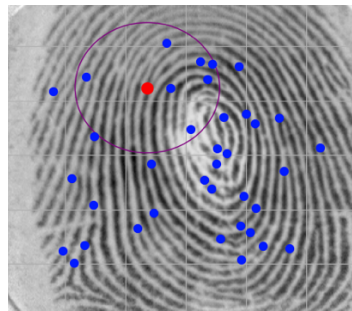


Figura 24 - Conjunto  $MC$  validado ( $n=5$ ).

O raio da circunferência será incrementado  $r_{step}$  até que sejam verificadas as condições descritas ou seja atingido o máximo definido  $r_{max}$ . No caso de ser atingido o raio máximo e não existir um subconjunto de minúcias  $MC$  válido, a referência não será registada através de polígonos, sendo descartada. Se  $MC$  for válido, verificando as condições descritas, são calculadas combinações de pontos por forma a obter todos os conjuntos de  $n$  pontos, obtendo-se um número de polígonos candidatos,  $u$ :

$$u = \frac{|MC|!}{n! (|MC| - n)!} \quad (4.20)$$

A utilização de um número de minúcias superior a  $n$  e formação de combinações das minúcias encontradas na circunferência  $C$  permite garantir maior robustez ao algoritmo, garantindo vários polígonos para representar a mesma minúcia, existindo maior probabilidade de conseguir um par de polígonos semelhantes que represente a mesma minúcia em imagens diferentes. Para cada combinação de minúcias obtida é formado um polígono candidato  $PC_i, i = \{1, \dots, u\}$  que é validado para representar a minúcia de referência se verificar as seguintes condições:

- Não existirem arestas sobrepostas
- Não existirem buracos no interior das fronteiras do polígono
- O ponto inicial e o ponto final coincidem (polígono fechado)
- O polígono contém a minúcia de referência.

Assim, a partir do conjunto de polígonos candidatos  $PC$ , forma-se o conjunto de polígonos válidos  $PV$ , que representam a minúcia.

Na Figura 25 é possível visualizar exemplos de polígonos candidatos válidos e inválidos. A minúcia de referência é representada a verde e os vértices de cada polígono a preto.

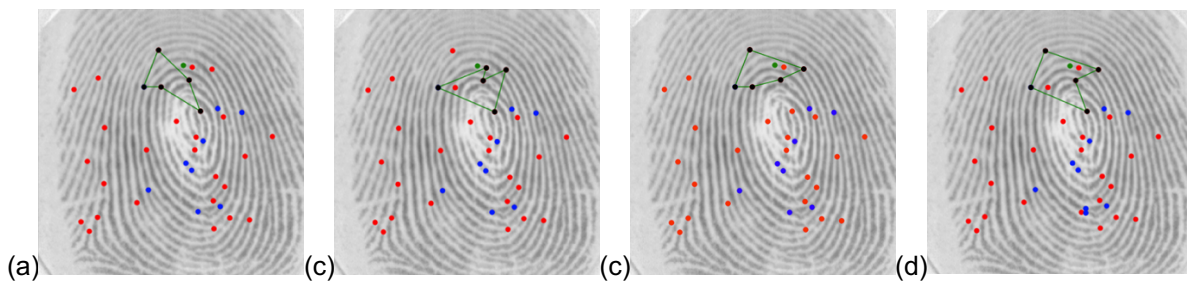


Figura 25 - Polígonos formados: (a) (b) Inválidos (c) (d) Válidos.

De cada polígono  $p \in PV$  são extraídas características que permitem uma comparação posterior dos polígonos e, consecutivamente, das minúcias. Inicialmente é calculada a distância entre vértices adjacentes, isto é, o comprimento de cada aresta do polígono. É construído o vetor  $L$ , sendo que cada elemento  $L_j$  corresponde ao comprimento de uma aresta, onde  $j = \{1, \dots, n\}$ .

De seguida, tomando  $i$  pares de vértices adjacentes, é calculado  $\beta_i$ , o ângulo formado entre o par de vértices e a minúcia de referência, representada pelo ponto verde, na Figura 26.

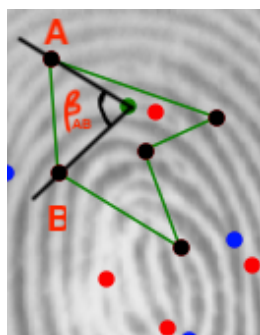


Figura 26 - Ângulo entre vértices adjacentes.

Considerando a minúcia de referência  $m = (m_x, m_y)$  e dois vértices adjacentes  $A = (A_x, A_y)$  e  $B = (B_x, B_y)$  o ângulo  $\beta_{AB}$  é calculado através das etapas a seguir descritas. Inicialmente, definem-se os vetores  $\vec{m\bar{A}}$  e  $\vec{m\bar{B}}$ :

$$\vec{mA} = (A_x - m_x, A_y - m_x) \quad (4.21)$$

$$\vec{mB} = (B_x - m_x, B_y - m_x) \quad (4.22)$$

De seguida, calcula-se o produto interno dos vetores  $\vec{mA} = (mA_x, mA_y)$  e  $\vec{mB} = (mB_x, mB_y)$  (Equação (4.23)) e o módulo de cada um,  $|\vec{mA}|$  (Equação (4.24)) e  $|\vec{mB}|$  (Equação (4.25)), respetivamente.

$$\vec{mA} \cdot \vec{mB} = (mA_x \times mB_x) + (mA_y \times mB_y) \quad (4.23)$$

$$|\vec{mA}| = \sqrt{mA_x^2 + mA_y^2} \quad (4.24)$$

$$|\vec{mB}| = \sqrt{mB_x^2 + mB_y^2} \quad (4.25)$$

Finalmente, o cosseno do ângulo formado pelos dois vetores pode ser obtido de acordo com a Equação (4.26) o que permite calcular  $\beta_{AB}$  invertendo o mesmo conforme a Equação (4.27).

$$\cos(\beta_{AB}) = \frac{\vec{mA} \cdot \vec{mB}}{|\vec{mA}| \times |\vec{mB}|} \quad (4.26)$$

$$\beta_{AB} = \cos^{-1}(\cos(\beta_{AB})) \quad (4.27)$$

É construído o vetor  $A$ , sendo que cada elemento  $A_j$  corresponde ao ângulo entre dois vértices adjacentes e a minúcia de referência, onde  $j = \{1, \dots, n\}$ .

Os vetores  $L$  e  $A$  descrevem cada polígono válido que, por sua vez, representam a minúcia de referência. Para permitir a correspondência entre minúcias existe a necessidade de ordenar os vetores por forma a garantir que independentemente da ordem de cálculo dos ângulos ou das arestas, os vetores são comparáveis, obtendo-se  $L'$  e  $A'$ , respetivamente. Os vetores são ordenados por forma a que o valor máximo seja o primeiro elemento e se mantenha a ordem relativa original, como exemplificado a seguir:

$$L = [5, 10, 15, 20, 15]$$

$$L' = [20, 15, 5, 10, 15]$$

O vetor de características,  $F^{1 \times k}$ , para cada polígono  $p \in PV$  é obtido através da concatenação dos vetores ordenados, com um número total de elementos  $k = 2 \times n$ .

$$F = [L'_1, \dots, L'_n, A'_1, \dots, A'_n]$$

## 4.4 Correspondência de Impressões Digitais

O processo de correspondência de impressões digitais implementado tem por base o número de minúcias que se identificam como correspondentes em ambas as imagens. Assim, considerando duas imagens  $A$  e  $B$  é necessário determinar o número de minúcias correspondentes. Se o número de minúcias coincidentes nas duas imagens superar um valor mínimo, as impressões digitais são classificadas como coincidentes.

A determinação da correspondência entre duas minúcias presentes nas diferentes imagens é feita através dos vetores de características do conjunto de polígonos associado a cada minúcia. Cada minúcia é representada por uma matriz que tem número de colunas  $2n$  (correspondente a  $n$  comprimentos de aresta e  $n$  ângulos internos) e número de linhas igual ao número de polígonos associados. Para cada minúcia é determinada a melhor correspondência através do melhor par de polígonos, isto é, a melhor correspondência entre duas linhas destas matrizes, considerado aquela que tiver menor distância Euclidiana, calculada através da aplicação do algoritmo *K-Dimensional Tree (KD-Tree)*, cujo detalhe está disponível no Anexo B.

De seguida, valida-se o melhor par de polígonos obtido. Repare-se que existir um par de polígonos cuja distância euclidiana seja menor do que os restantes, não significa que a minúcia esteja presente em ambas as imagens: se não existir nenhum polígono coincidente, continuará a existir um par de polígonos com distância euclidiana inferior aos restantes, mesmo que elevada. Considerando elementos em posições equivalentes, para o melhor par de polígonos, nos seus respetivos descritores  $F_1$  e  $F_2$ , começamos por construir um vetor  $D_{2n}$  com a diferença par a par, respeitando a Equação (4.28) e outro vetor  $R_{2n}$  com os erros relativos (Equação (4.29)).

$$D_i(F_{1i}, F_{2i}) = \sqrt{(F_{1i} - F_{2i})^2} \quad (4.28)$$

$$R_i(F_{1i}, F_{2i}) = \frac{|F_{1i} - F_{2i}|}{\text{máximo}(F_{1i}, F_{2i})} \quad (4.29)$$

onde  $i \in \{1, \dots, 2n\}$  identifica o elemento do vetor.

São definidos três valores de limiar, com o propósito de validar ou rejeitar o par de polígonos.

- $TH_L$ : valor máximo absoluto da diferença entre o comprimento de arestas do polígono
- $TH_A$ : valor máximo absoluto da diferença entre ângulos do polígono
- $TH_{REL}$ : valor máximo do erro relativo entre dois elementos

Os limites  $TH_L$  e  $TH_A$  são aplicados aos elementos do vetor  $D$  e utilizados para construir os vetores binários  $V1^{1 \times n}$  e  $V2^{1 \times n}$ :

$$V1_j = \begin{cases} 1, & \text{se } D_j < TH_L, \quad j \in \{1, \dots, n\} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.30)$$

$$V2_j = \begin{cases} 1, & \text{se } D_j < TH_A, j \in \{n+1, \dots, 2n\} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.31)$$

O vetor binário  $V3^{1 \times 2n}$  resulta da concatenação dos vetores  $V1^{1 \times n}$  e  $V2^{1 \times n}$ . Note-se que o vetor  $V3$  é um vetor binário cujos elementos indicam se elementos equivalentes no melhor par de polígonos verificam um critério de diferenças absolutas relativamente às arestas e aos ângulos anteriores.

O limite  $TH_{REL}$  é aplicado aos elementos do vetor  $R$  sendo utilizado para construir o vetor binário de verificação  $V4^{1 \times 2n}$ :

$$V4_j = \begin{cases} 1, & \text{se } R_j < TH_{REL}, j \in \{1, \dots, 2n\} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.32)$$

Cada elemento do vetor  $V4$  toma valor um se elementos equivalentes no melhor par de polígonos verificarem um critério de erro relativo ou zero, caso contrário.

Finalmente, os vetores  $V3$  e  $V4$  são verificados, sendo que o par de polígonos será válido se for verificado que para posição existe um valor binário um pelo menos num dos vetores, conforme a Equação (4.33).

$$\forall i \in \{1, \dots, 2n\} : V3_i = 1 \vee V4_i = 1 \quad (4.33)$$

A validação do par de polígonos significa que a minúcia referência da imagem  $A$  encontrou uma correspondência na imagem  $B$ . Conforme o processo é repetido para todas as minúcias da imagem  $A$ , incrementa-se o total de minúcias correspondentes,  $TMC$ . Finalmente, é definido um valor  $TH_M$  que estabelece o número mínimo de minúcias correspondentes para que as impressões digitais nas duas imagens digam respeito ao mesmo dedo e, como tal, se estabeleça correspondência.

$$TMC \geq TH_M \quad (4.34)$$

Podemos dizer que duas impressões digitais provenientes de diferentes imagens correspondem se for verificada a Equação (4.34), garantindo o número mínimo de minúcias correspondentes entre duas impressões digitais.



## 5. Resultados e Discussão

Neste capítulo são apresentados e analisados os resultados produzidos pela metodologia apresentada no capítulo anterior. Nas tarefas em que foram apresentadas mais do que uma técnica, estas são alvo de comparação, de forma a eleger a técnica que mais se adequa para a realização da tarefa em causa.

### 5.1 Pré-processamento

O pré-processamento implementado na metodologia proposta é utilizado frequentemente no estado da arte, sendo as técnicas mais comuns para preparar as imagens de impressões digitais para o processo de extração e validação de minúcias.

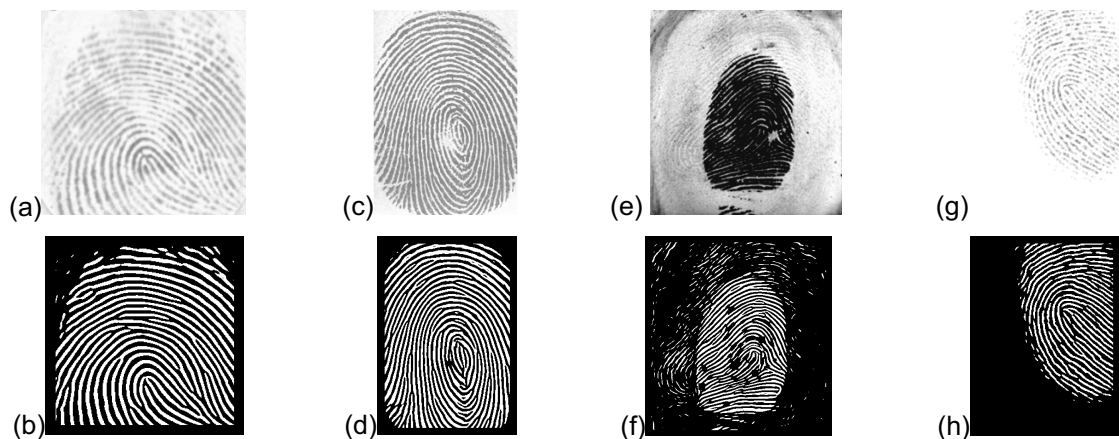


Figura 27 - Resultados pré-processamento FVC2000: DB1 (a) Original (b) Pré-processada, DB2 (c) Original (d) Pré-processada, DB3 (e) Original (f) Pré-processada, DB4 (g) Original (h) Pré-processada.

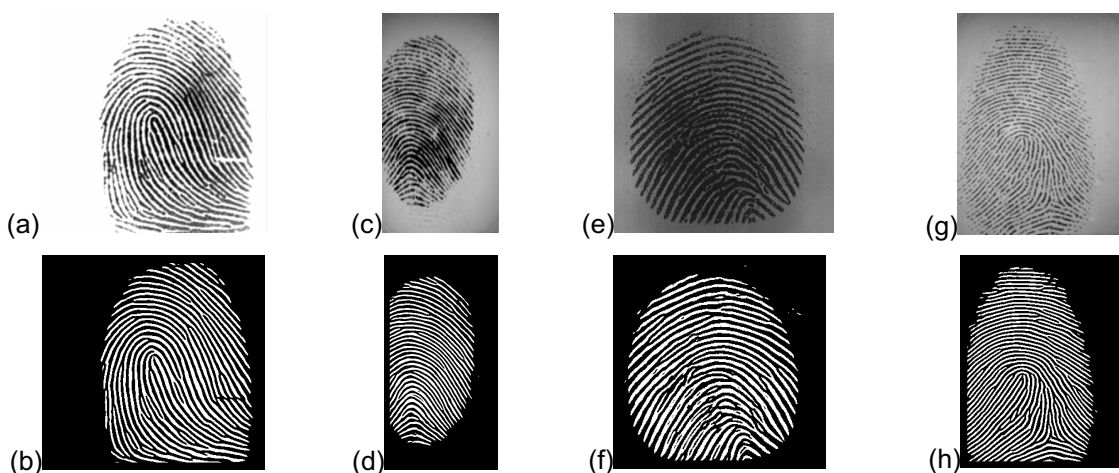


Figura 28 - Resultados pré-processamento FVC2002: DB1 (a) Original (b) Pré-processada, DB2 (c) Original (d) Pré-processada, DB3 (e) Original (f) Pré-processada, DB4 (g) Original (h) Pré-processada.

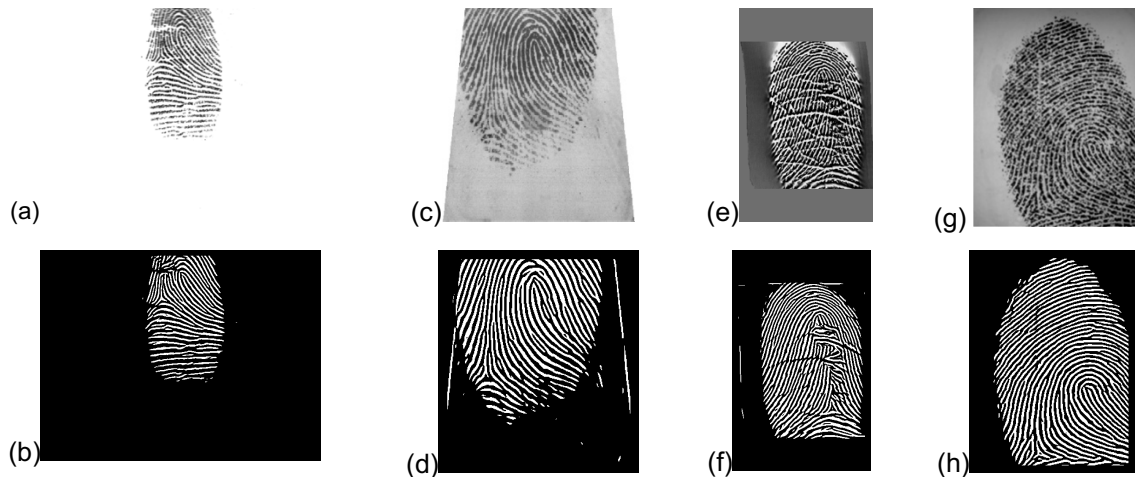


Figura 29 - Resultados pré-processamento FVC2002: DB1 (a) Original (b) Pré-processada, DB2 (c) Original (d) Pré-processada, DB3 (e) Original (f) Pré-processada, DB4 (g) Original (h) Pré-processada.

Na Figura 27 é possível verificar os resultados do pré-processamento aplicado a imagens originais do conjunto de dados FVC2000 nas bases de dados DB1, DB2, DB3 e DB4, respetivamente. Na Figura 28 foram utilizadas imagens do conjunto de dados FVC2002 e na Figura 29 as imagens pertencem ao conjunto de dados FVC2004. Por inspeção visual, as técnicas de pré-processamento baseadas em filtros de Gabor que respeitam a orientação e frequência das cristas das impressões digitais permitem definir uma região de interesse válida e criar uma nítida distinção entre as cristas e os vales da impressão digital. Nos exemplos anteriores, foram inseridas imagens com bastante ruído e verifica-se que apesar de algum ruído estar presente na imagem pré-processada, a zona que contém as cristas e os vales apresenta boa qualidade.

A última etapa antes de serem extraídas minúcias é a esqueletização da imagem. Na Figura 30 é possível visualizar o resultado do algoritmo de esqueletização aplicado.



Figura 30 – Algoritmo de esqueletização: vários exemplos.

No processo de esqueletização das imagens verifica-se que se mantém presente algum ruído presente na impressão digital, que não é possível eliminar no pré-processamento, criando estruturas que levam à detecção de falsas minúcias conforme demonstrado na Figura 31.



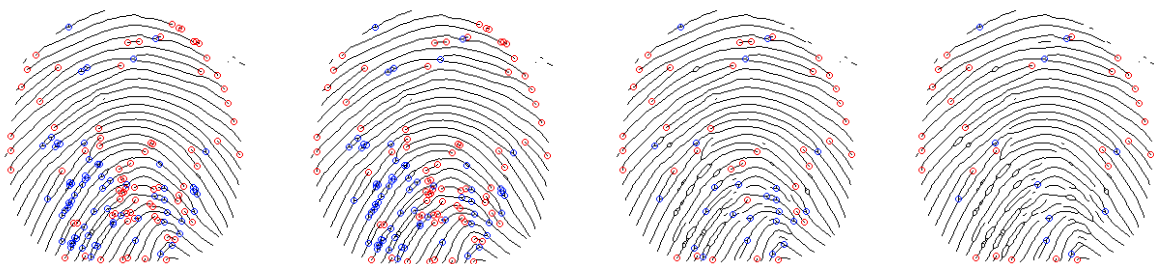
Figura 31 – Alterações na estrutura das cristas devido ao ruído.

Estas estruturas indesejáveis podem levar ao aparecimento de falsas minúcias ou nuvens de minúcias que devem ser removidas aquando do processo de validação das minúcias extraídas.

## 5.2 Extração e Validação de Minúcias

A extração de minúcias é efetuada através do algoritmo dos Números Cruzados conforme descrito no capítulo Metodologia. Note-se que este algoritmo não conhece o conceito de minúcias, sendo abstrato em relação à validação de minúcias. O algoritmo analisa a estrutura das cristas, resultante da esqueletização da imagem e extrai todas as terminações e bifurcações que encontra. Posteriormente, são aplicados métodos para validação de minúcias: a remoção de terminações próximas, e a definição de uma região de interesse através do envelope convexo e a remoção de nuvens de pontos.

Na Figura 32 visualizam-se para diferentes imagens os resultados da filtragem de minúcias variando  $\delta$ , a distância mínima entre minúcias do mesmo tipo. Nas próximas imagens apresentadas, as bifurcações são representadas a azul enquanto as terminações são representadas a vermelho.



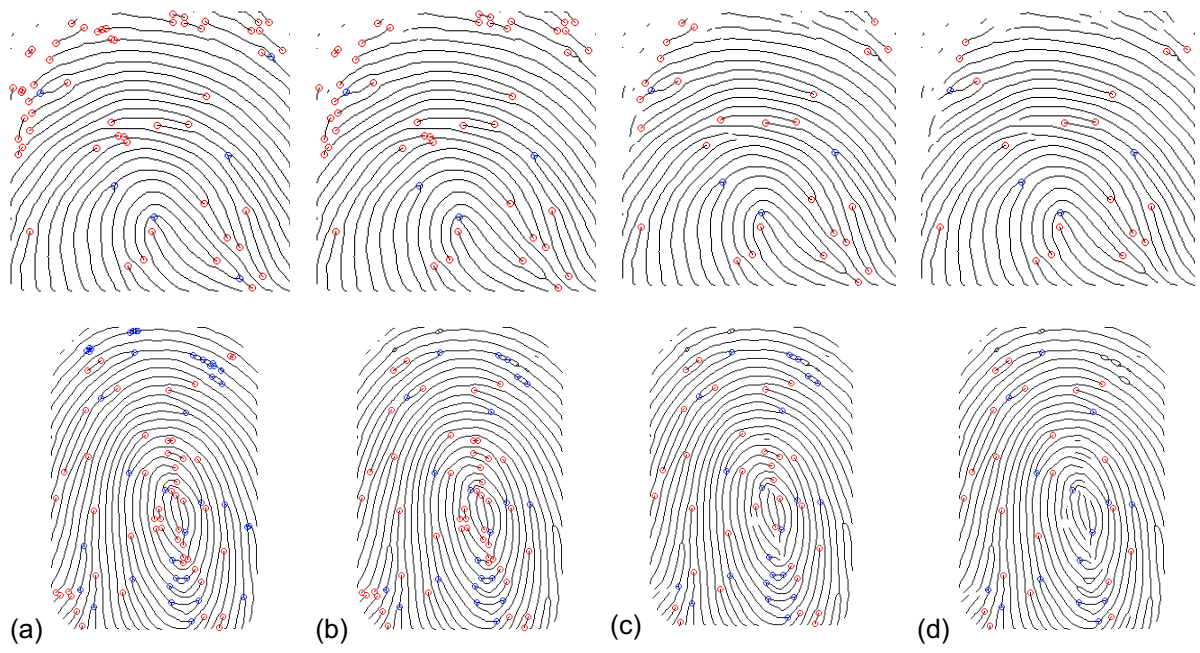


Figura 32 - Distância mínima entre minúcias do mesmo tipo: (a)  $\delta = 0$  (b)  $\delta = 5$  (c)  $\delta = 10$  (d)  $\delta = 15$ .

A etapa seguinte da refinação do conjunto de minúcias é através da definição de uma região de interesse de minúcias válidas utilizando o envelope convexo do conjunto de minúcias, por forma a excluir as minúcias que se encontrem nos extremos da imagem. A região de interesse é definida no interior do envelope convexo após ser feita uma erosão de  $\gamma$  pixéis a partir das arestas do polígono.

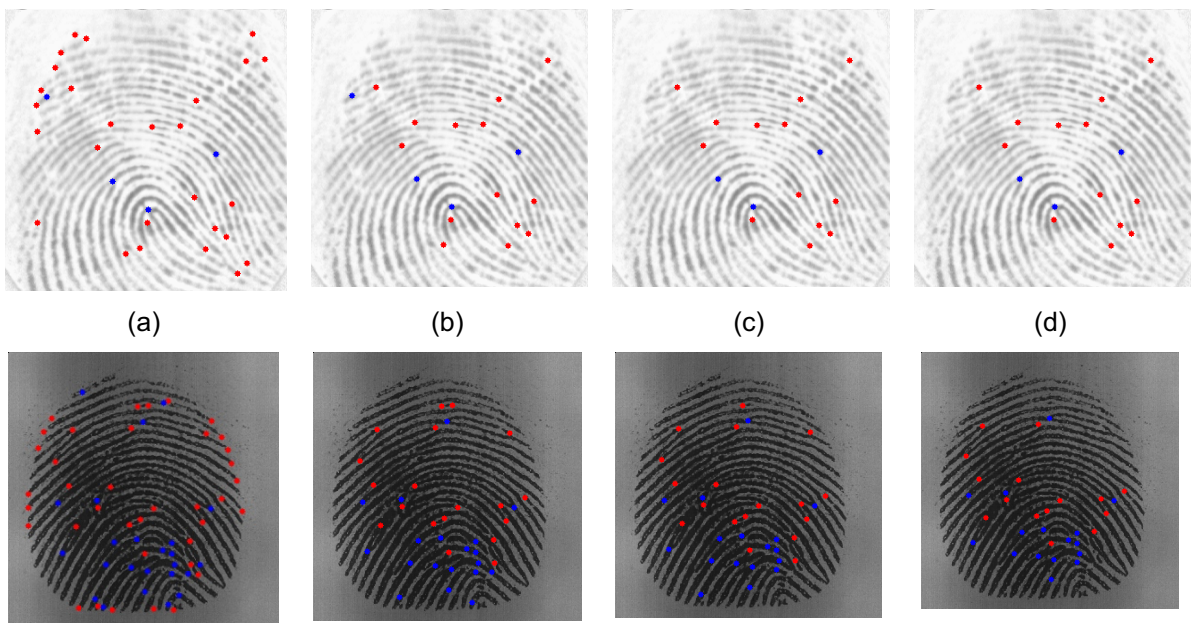


Figura 33 - Definição de ROI com envelope convexo: (a)  $\gamma = 0$  (b)  $\gamma = 5$  (c)  $\gamma = 10$  (d)  $\gamma = 15$ .

Na Figura 33 visualiza-se o efeito de aumentar a dimensão da erosão efetuada a partir das arestas do envelope convexo do conjunto de minúcias, para definir uma região de minúcias válidas. A dimensão da erosão é um passo importante no processo de validação de minúcias uma vez não aplicando a mesma existem minúcias falsas nos extremos da região de interesse e utilizar um valor  $\gamma$  muito elevado traduz-se na eliminação de minúcias que poderiam ser utilizadas pelo algoritmo.

Finalmente, o conjunto de minúcias é validado através da remoção de possíveis nuvens de minúcias que verifiquem uma terminação praticamente sobreposta a uma bifurcação e vice-versa. A distância mínima entre uma terminação e uma bifurcação é definida por  $\alpha$ . Na Figura 34 é possível visualizar a remoção de uma nuvem de minúcias, estando a nova minúcia que representa a nuvem representada a magenta no interior de uma circunferência preta.

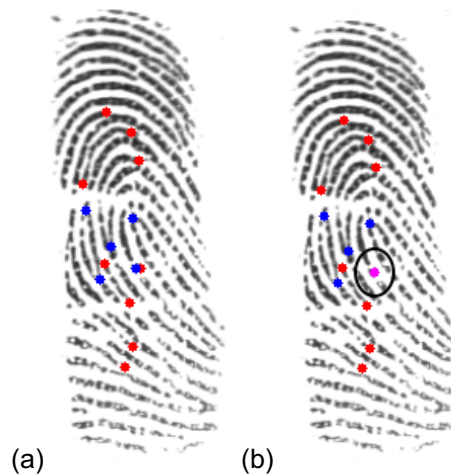


Figura 34 - Remoção de nuvem de minúcias:  $\alpha = 5$ .

Após percorrer todas as etapas descritas, o conjunto de minúcias extraídas pelo algoritmo de Números Cruzados foi refinado e as minúcias validadas são utilizadas para descrever a imagem e, posteriormente, fazer a correspondência entre impressões digitais.

### 5.3 Extração de Características

A extração de características consiste em considerar cada minúcia como referência e utilizar outras minúcias vizinhas para formar polígonos de  $n$  vértices que representem a referência, extraíndo características intrínsecas a cada um, obtendo uma representação da referência por via das características dos polígonos que a representam. Conforme descrito no capítulo anterior, o processo inicia-se com a procura de pontos vizinhos adequados através de uma circunferência centrada na referência. Os pontos são válidos quando: existe pelo menos um ponto em cada quadrante e o número de pontos é igual a  $n + 2$  ou o número de pontos é igual a  $n$  e o raio máximo de procura tenha sido atingido. É necessário definir um raio inicial, o raio máximo e o incremento do raio da circunferência, que ocorre cada iteração em que não se verificar um conjunto de pontos válidos. As variáveis relacionadas com o raio da circunferência são definidas em função da dimensão máxima da imagem (largura ou altura) por via de constantes. Considerando  $n = 5$ , na Figura 35 é possível visualizar casos

em que os pontos são descartados devido à insuficiência de pontos e ao não cumprimento do critério definido para os quadrantes.

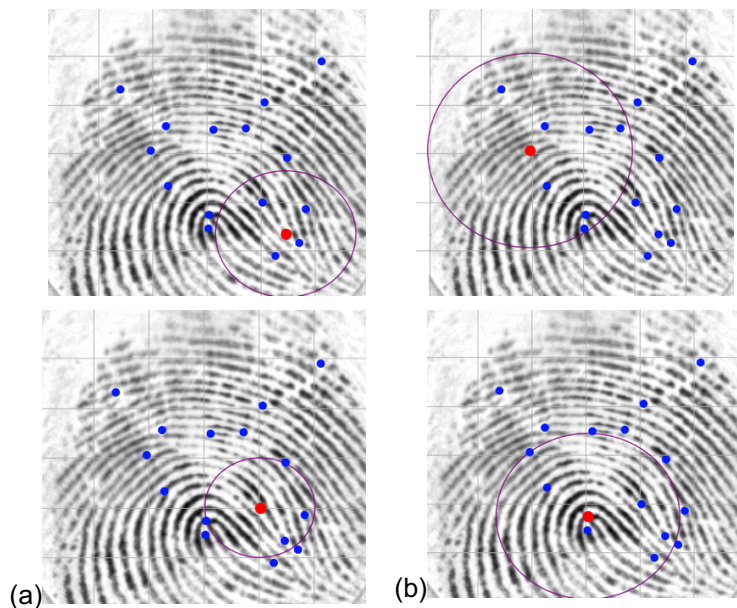


Figura 35 - Rejeição de pontos: (a) Número insuficiente (b) Exclusão por quadrantes.

Mantendo  $n = 5$ , na Figura 36 demonstram-se os casos em que são encontrados  $n + 2$  pontos e ainda apenas  $n$  pontos, mas verificando-se que a circunferência atingiu o seu raio máximo.

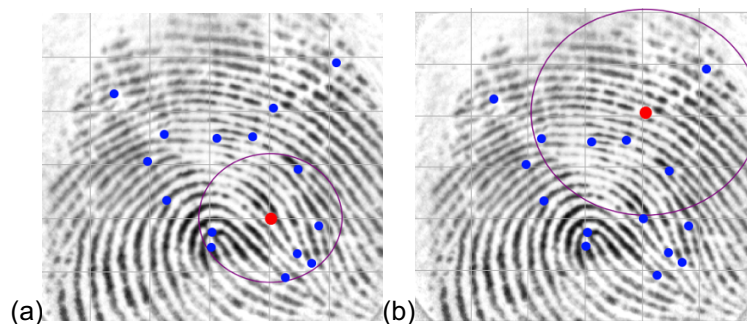


Figura 36 - Pontos validados: (a) Número suficiente (b) Número mínimo e raio máximo.

Uma vez validado o conjunto de pontos encontrado no interior da circunferência centrada na referência, são formados polígonos que têm como vértices as todas as combinações possíveis do conjunto e validados os que incluem a referência.

Na Figura 37 estão todos os polígonos formados a partir do conjunto de pontos exemplificado na Figura 36 (a). Repare-se que a utilização de um conjunto de polígonos para representar uma minúcia de referência aumenta a robustez do algoritmo perante a existência de falsas minúcias ou minúcias não detetadas em diferentes imagens da mesma impressão digital.

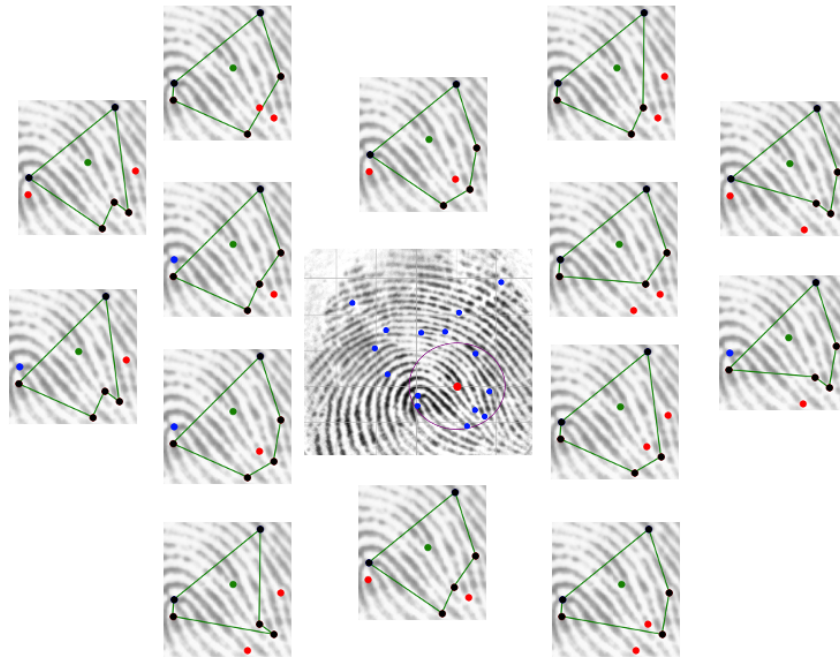


Figura 37 – Conjunto de polígonos válidos para uma referência.

O número de polígonos varia consideravelmente em função do número de minúcias presentes na vizinhança da referência e na sua disposição. A técnica escolhida para formar polígonos não permite o registo das minúcias que estejam nos limites do conjunto, uma vez que não podem ser inseridas em nenhuma forma geométrica.

## 5.4 Correspondência de Impressões Digitais

A correspondência de impressões digitais é a etapa que permite avaliar o desempenho do algoritmo e tirar conclusões acerca do mesmo, mediante os resultados obtidos. Repare-se que quando dois polígonos que representam minúcias de impressões digitais diferentes correspondem, significa que no conjunto de polígonos, são obtidos dois polígonos muito semelhantes que são validados no processo de correspondência (ver Figura 38). Por outro lado, quando minúcias que à partida deveriam corresponder e se verifica que estas não correspondem, deve-se ao facto de as minúcias vizinhas extraídas estarem dispostas de forma diferente.

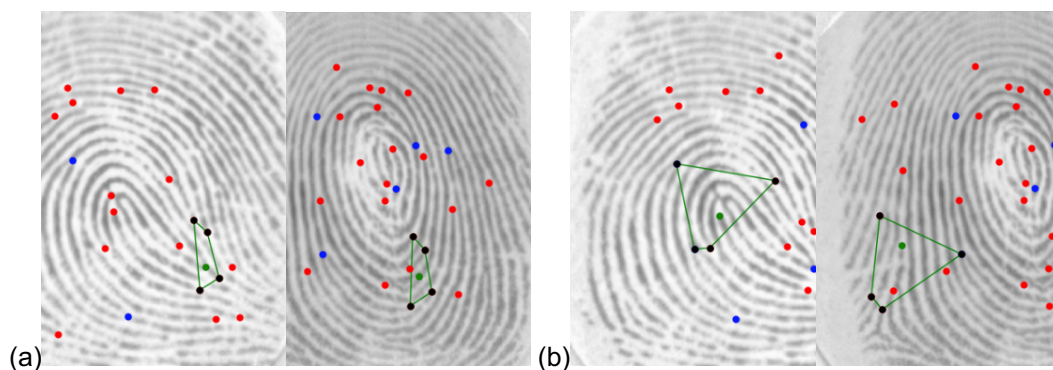


Figura 38 - Minúcia correspondente em impressões digitais diferentes.

A procura por  $n + 2$  minúcias e a utilização de combinações dos pontos encontrados permite garantir maior robustez do algoritmo perante diferenças nas minúcias extraídas entre diferentes imagens da mesma impressão digital. Na Figura 39 demonstra-se um caso particular de minúcias correspondentes corretamente detetadas, apesar de existir um número significativo de minúcias extraídas que são diferentes, devido às particularidades de cada imagem.

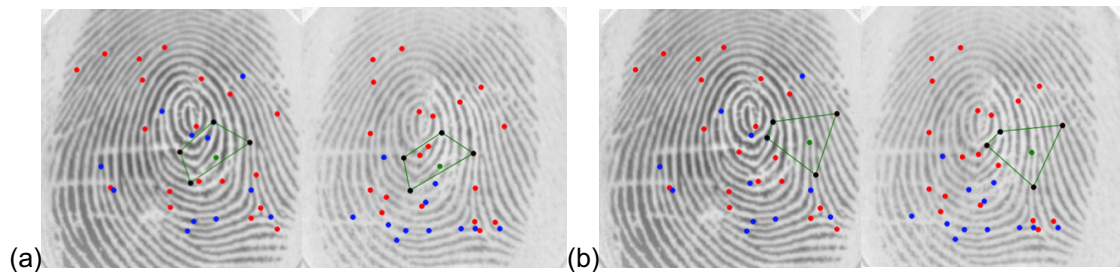


Figura 39 - Detecção de minúcias correspondentes.

Por forma a compreender o efeito dos limites definidos, para validar ou rejeitar a correspondência de polígonos, impostos às diferenças absolutas ( $TH_L$  e  $TH_A$ ) e relativas ( $TH_{REL}$ ) entre as arestas e os ângulos dos mesmos, os restantes parâmetros anteriormente descritos foram fixados: na validação de minúcias  $\delta = 10$ ,  $\gamma = 10$  e  $\alpha = 5$ ; relativamente ao raio  $\frac{k_1}{k_2} = \frac{1}{3}$ ,  $\frac{k_3}{4} = \frac{2}{30}$  e  $\frac{k_5}{k_6} = \frac{5}{300}$ , permitindo um raio máximo abrangente, com incrementos relativamente pequenos por forma a não aumentar substancialmente o número de pontos apenas numa iteração e, conseqüentemente, obter um aumento substancial do número de polígonos o que provoca também um aumento da complexidade e do tempo computacional requerido. No âmbito forense, duas impressões digitais correspondem se existirem 12 minúcias comuns (de acordo com a Lei n.º 67/2017, de 9 de agosto), pelo que inicialmente definiu-se a fronteira de decisão de correspondência das impressões digitais  $TMC$  (Total de Minúcias Correspondentes) com valor 12.

Foi escolhido aleatoriamente um conjunto de 125 imagens da base de dados FVC2000 DB1 que resultam em 106 comparações entre impressões digitais correspondentes e 7154 comparações entre imagens distintas, sendo registadas (representadas por polígonos) uma média de 23 minúcias por imagem. O desempenho do sistema foi avaliado utilizando as seguintes métricas: precisão, sensibilidade, F1, FNMR, FMR e EER.

Iniciando pela avaliação do impacto de cada um dos critérios utilizados para validar a correspondência de pares de polígonos, fez-se variar  $TH_{REL}$  e fixou-se  $n = 5$ ,  $TH_L = 10$  e  $TH_A = 5$ , obtendo-se os resultados descritos, em percentagem, na Tabela 14.

Tabela 14 – Resultados em função de  $TH_{REL}$ , com  $TH_L = 10$  e  $TH_A = 5$  (FVC2000 DB1).

| $TH_{REL}$ (%) | Precisão (%) | Sensibilidade (%) | F1 (%)      | FNMR (%)   | FMR (%)     |
|----------------|--------------|-------------------|-------------|------------|-------------|
| 1              | 100,0        | 75,5              | 86,0        | 24,5       | 0,00        |
| 3              | 100,0        | 75,5              | 86,0        | 24,5       | 0,00        |
| 5              | 100,0        | 78,0              | 87,8        | 21,7       | 0,00        |
| 7              | 100,0        | 82,1              | 90,2        | 17,9       | 0,00        |
| 9              | 98,1         | 95,3              | 96,7        | 4,7        | 0,03        |
| <b>11</b>      | <b>96,4</b>  | <b>100,0</b>      | <b>98,2</b> | <b>0,0</b> | <b>0,06</b> |
| 13             | 94,6         | 100,0             | 97,3        | 0,0        | 0,08        |
| 15             | 82,2         | 100,0             | 90,2        | 0,0        | 0,32        |

Verifica-se que quando o limite do erro relativo é menor, a quantidade de polígonos a falhar o critério será maior e, conseqüentemente, existirá um número superior de polígonos cuja validação será feita através das diferenças absolutas nos vetores de características. A evolução de todas as métricas está de acordo com o esperado, isto é, um critério mais restrito traduz-se num sistema mais conservador que produzirá uma taxa superior de falsos negativos, aumentando a FNMR. De seguida fixou-se  $TH_{REL} = 11$  e  $TH_A = 5$ , fazendo-se variar  $TH_L$ , o critério que avalia a distância absoluta entre os comprimentos das arestas dos polígonos.

Tabela 15 - Resultados em função de  $TH_L$ , com  $TH_{REL} = 11$  e  $TH_A = 5$  (FVC2000 DB1).

| $TH_L$   | Precisão (%) | Sensibilidade (%) | F1 (%)      | FNMR (%)   | FMR (%)     |
|----------|--------------|-------------------|-------------|------------|-------------|
| 1        | 100,0        | 52,8              | 69,1        | 47,2       | 0,00        |
| <b>5</b> | <b>96,4</b>  | <b>100,0</b>      | <b>98,2</b> | <b>0,0</b> | <b>0,06</b> |
| 9        | 16,1         | 100,0             | 27,7        | 0,0        | 7,70        |
| 13       | 3,7          | 100,0             | 7,1         | 0,0        | 38,50       |

Na Tabela 15 é possível compreender o efeito da variação de  $TH_L$ , uma variável fundamental do algoritmo. Um valor menor significa um critério de correspondência mais apertado, rejeitando um número maior de correspondências. Por outro lado, alargar o critério aumenta o número de falsas correspondências. Repare-se que  $TH_L$  terá impacto mais significativo quando as arestas dos polígonos forem de menor dimensão uma vez que a mesma diferença absoluta entre duas arestas produz maior erro relativo em arestas de menor comprimento, sendo a validação feita através da diferença absoluta. De seguida, a fim de avaliar a influência da verificação angular nos resultados, fixa-se  $TH_{REL} = 11$  e  $TH_L = 5$  fazendo variar  $TH_A$ , obtendo os resultados da Tabela 16.

Tabela 16 - Resultados em função de  $TH_A$ , com  $TH_{REL} = 11$  e  $TH_L = 5$  (FVC2000 DB1).

| $TH_A$ | Precisão (%) | Sensibilidade (%) | F1 (%)      | FNMR (%)   | FMR (%)     |
|--------|--------------|-------------------|-------------|------------|-------------|
| 5      | 100,0        | 68,9              | 81,6        | 31,1       | 0,00        |
| 10     | <b>96,4</b>  | <b>100,0</b>      | <b>98,2</b> | <b>0,0</b> | <b>0,06</b> |
| 15     | <b>96,4</b>  | <b>100,0</b>      | <b>98,2</b> | <b>0,0</b> | <b>0,06</b> |
| 20     | <b>96,4</b>  | <b>100,0</b>      | <b>98,2</b> | <b>0,0</b> | <b>0,06</b> |
| 30     | 95,5         | 100,0             | 91,7        | 0,0        | 0,07        |

Em relação ao critério para validar as diferenças dos ângulos dos polígonos repare-se, através da análise da Tabela 16, que os resultados são muito idênticos sugerindo que a filtragem dos ângulos é feita sobretudo através do erro relativo e, em poucos casos, através do erro absoluto.

De seguida, é analisado o impacto do número de vértices escolhido para formar os polígonos que representem as minúcias nos resultados obtidos pelo algoritmo, produzindo os resultados da Tabela 17. Os valores utilizados para os critérios de correspondência de polígonos foram fixados em função dos resultados anteriormente descritos:  $TH_{REL} = 11$ ,  $TH_L = 5$  e  $TH_A = 10$

Tabela 17 - Resultados em função de  $n$  (FVC2000 DB1).

| $n$ | Precisão (%) | Sensibilidade (%) | F1 (%)      | FNMR (%)   | FMR (%)     |
|-----|--------------|-------------------|-------------|------------|-------------|
| 3   | 2,9          | 99,1              | 5,7         | 0,9        | 48,80       |
| 4   | 29,3         | 92,5              | 44,4        | 7,6        | 3,31        |
| 5   | <b>96,4</b>  | <b>100,0</b>      | <b>98,2</b> | <b>0,0</b> | <b>0,06</b> |
| 6   | 100,0        | 75,5              | 86,0        | 24,5       | 0,00        |
| 7   | 100,0        | 67,9              | 80,9        | 32,1       | 0,00        |
| 8   | 100,0        | 58,5              | 73,8        | 41,5       | 0,00        |

Uma vez que uma análise “todos contra todos” nas amostras escolhidas aleatoriamente resulta numa diferença significativa de comparações entre imagens correspondentes e imagens não correspondentes, as métricas mais fiáveis são FNMR e FMR, que permitem compreender como o sistema se comporta em ambos os casos. Analisando a Tabela 17 podemos verificar que, por um lado, o aumento do número de vértices dos polígonos garante polígonos com geometrias mais distintas e, como tal, quando uma minúcia é validada o grau de confiança é maior, resultando numa diminuição da FMR, uma vez que não são validadas minúcias que não correspondem. Por outro lado, ao aumentar o número de vértices dos polígonos, o algoritmo fica mais dependente do número de minúcias extraídas, ficando exposto à qualidade da base de dados.

Os resultados obtidos dependem do número de minúcias registadas nas imagens, uma vez que a existência de poucas minúcias validadas significará posteriormente um número reduzido de minúcias com polígonos associados. Assim, é pertinente fazer variar  $TMC$  para compreender o comportamento do algoritmo mediante diferentes fronteiras de decisão.

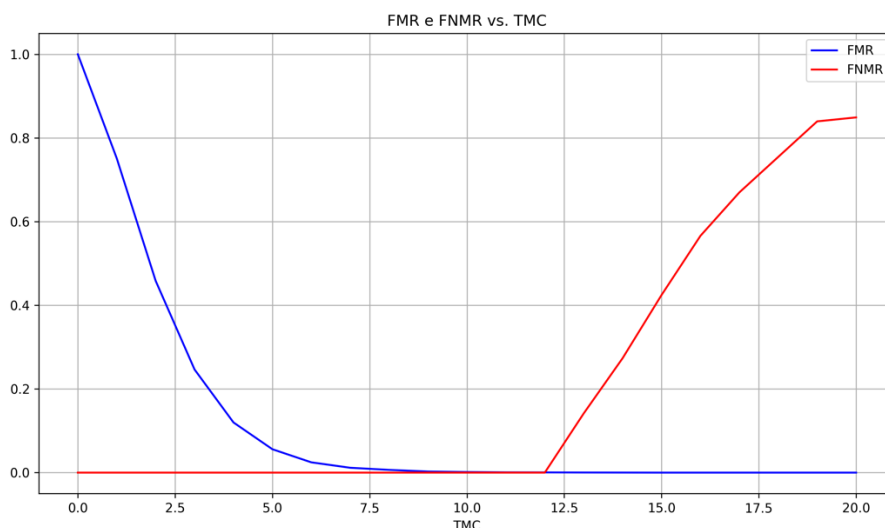


Figura 40 - FMR e FNMR com a variação de TMC (FVC2000 DB1).

Analisando os resultados da Figura 40 verifica-se que estes são os esperados para um sistema de correspondência de impressões digitais, isto é, para  $TMC$  inferior significa que um pequeno número de minúcias correspondentes servirá para vincular a correspondência entre as duas imagens, verificando-se que todas as impressões digitais correspondentes são classificadas como tal (FNMR toma valor zero) e as várias impressões digitais não correspondentes são classificadas como correspondentes (verificando-se um valor elevado para FMR). Em oposição, quando se exige um valor  $TMC$  maior para validar a correspondência, o número de correspondências falsas mantém-se em zero e FNMR aumenta, significando que existem imagens correspondentes que não atingem o número mínimo definido de minúcias para validar a correspondência. No conjunto de dados utilizado um valor  $TMC$  entre 8 e 11 mantém os resultados, o que significa que nestas imagens o algoritmo conseguir distinguir de forma clara as imagens que devem corresponder e as que não correspondem.

No primeiro conjunto de dados utilizado (FVC2000 DB1), o algoritmo com a configuração  $n = 5$ ,  $TH_{REL} = 11$ ,  $TH_L = 5$ ,  $TH_A = 10$  e  $TMC = 12$  atingiu EER 0,03% representando a classificação errada de 4 imagens num total de 7260 comparações (mantendo os parâmetros referidos no pré-processamento e validação de minúcias).

Por forma a validar os resultados obtidos foram efetuadas mais experiências utilizando imagens diferentes. Foi escolhido aleatoriamente um conjunto de 125 imagens da base de dados FVC2002 DB1 que resultam em 231 comparações entre impressões digitais correspondentes e 7644 comparações entre impressões digitais distintas, sendo registadas uma média de 35 minúcias por imagem. Mantendo a melhor configuração encontrada anteriormente ( $n = 5$ ,  $TH_{REL} = 11$ ,  $TH_L = 5$ ,  $TH_A = 10$  e  $TMC = 12$ ) foram obtidos os seguintes resultados (ver Tabela 18):

Tabela 18 – Resultados  $n = 5$ ,  $TH_{REL} = 11$ ,  $TH_L = 5$ ,  $TH_A = 10$  e  $TMC = 12$  (FVC2002 DB1).

| FNMR (%) | FMR (%) |
|----------|---------|
| 0        | 17,6    |

Analisando a Tabela 18 verifica-se uma grande discrepância nos resultados produzidos com a alteração do conjunto de dados. Repare-se que FNMR zero significa que todas as impressões digitais que devem corresponder foram classificadas como correspondentes, mas por outro lado 17,6% das impressões digitais que não correspondem atingiram o valor mínimo de minúcias e foram classificadas como correspondentes. A principal diferença na mudança de base de dados é o número médio de minúcias que aumentou de 23 para 35 pelo que existirá um aumento substancial do número de polígonos. Assim, é pertinente procurar compreender os resultados obtidos em função de  $TMC$ .

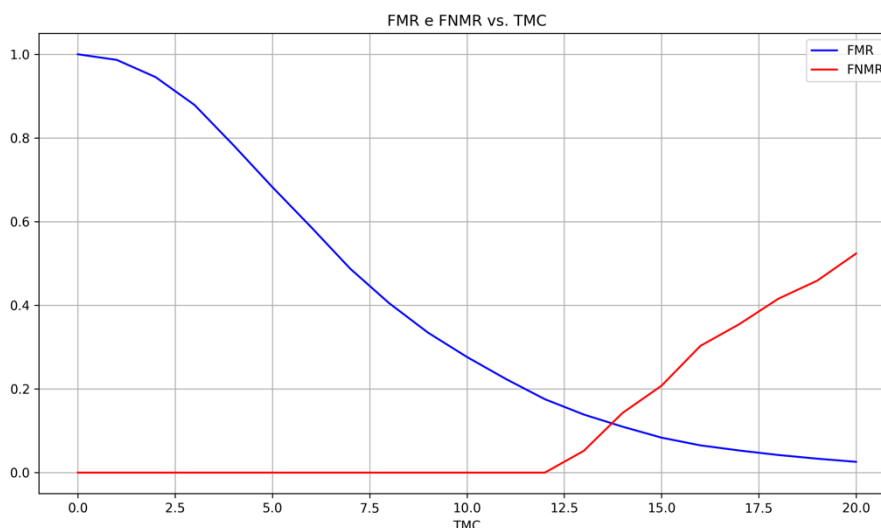


Figura 41 - FMR e FNMR com a variação de TMC (FVC2002 DB1).

A Figura 41 permite compreender a evolução das métricas FNMR e FMR em função do limiar de decisão  $TMC$ , sendo obtido EER 11,8% para  $TMC = 13,6$  minúcias. Uma vez que o número de minúcias deve ser inteiro, utilizando  $TMC = 14$  obtém-se FNMR 14,3% e FMR 10,9%. Uma vez que o número de minúcias registadas aumentou aproximadamente 52%, possivelmente os critérios de validação de correspondência dos polígonos são muito largos, permitindo falsas correspondências. Assim, alterou-se a configuração do algoritmo dificultando a validação de correspondências ( $n = 5$ ,  $TH_{REL} = 10$ ,  $TH_L = 4$ ,  $TH_A = 10$  e  $TMC = 12$ ), repetindo-se a primeira experiência e obtendo-se novos resultados (ver Tabela 19), nomeadamente FNMR 21,65% e FMR 3,36%. Os resultados obtidos mostram que variações nos critérios de validação de correspondência dos polígonos têm impacto significativo nos resultados do algoritmo. Para compreender de uma forma mais generalizada os novos resultados, analisamos a evolução das métricas de acordo com  $TMC$ .

Tabela 19 - Resultados  $n = 5$ ,  $TH_{REL} = 10$ ,  $TH_L = 4$ ,  $TH_A = 10$  (FVC2002 DB1).

| TMC       | FNMR (%)    | FMR (%)     |
|-----------|-------------|-------------|
| 12        | 21,65       | 3,36        |
| <b>10</b> | <b>9,10</b> | <b>6,74</b> |

Conforme demonstrado na Figura 42 foi obtida EER de 7,8% para um limiar de decisão  $TMC = 9,5$  minúcias, obtendo-se FMR 6,74% e FNMR 9,1% quando se fixa o valor inteiro  $TMC = 10$ ,

demonstrando-se que dificultar a correspondência de polígonos em função do aumento do número de minúcias extraídas das imagens permite melhorar os resultados obtidos.

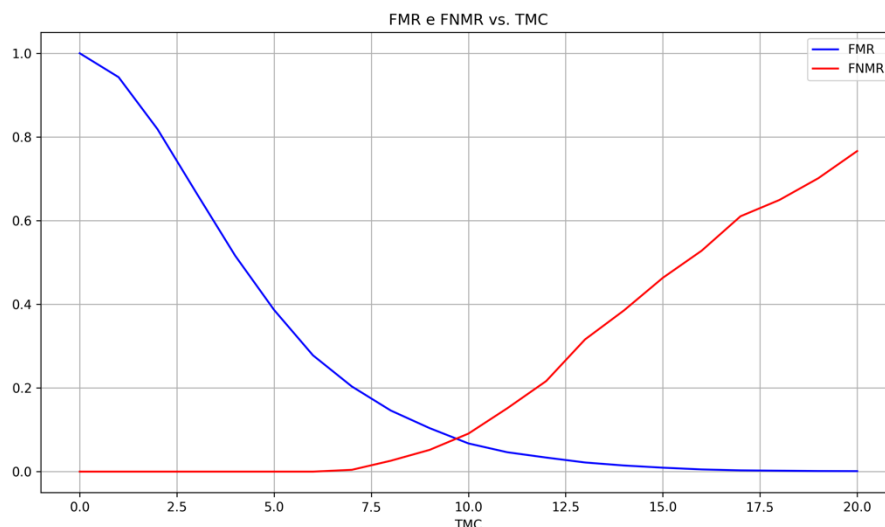


Figura 42 - FMR e FNMR com a variação de TMC após ajuste dos critérios de validação (FVC2002 DB1)

Assim, perante um cenário em que a base de dados apresentou um número maior de minúcias representadas por polígonos, o aumento da restrição dos critérios de validação de correspondência e a diminuição do valor limiar de decisão de correspondência das impressões digitais permitiu obter melhores resultados.

Recordando o objetivo de propor uma metodologia que permita validar minúcias correspondentes em diferentes imagens de impressões digitais a fim de ser aplicada, em tempo real, na área forense, sem depender do alinhamento das imagens, é pertinente desafiar o algoritmo com transformações nas imagens, nomeadamente rotações e translações. Assim, foi criada uma base de dados para obter resultados: a partir da base de dados FVC2000 DB1, foram escolhidas aleatoriamente 15 imagens sendo que cada imagem deu origem a três novas imagens, por via de uma rotação de 45°, uma rotação de 90° e uma translação diagonal de 10% da largura da imagem, perfazendo um total de 60 imagens. A Figura 43 exemplifica as imagens geradas para uma imagem original:

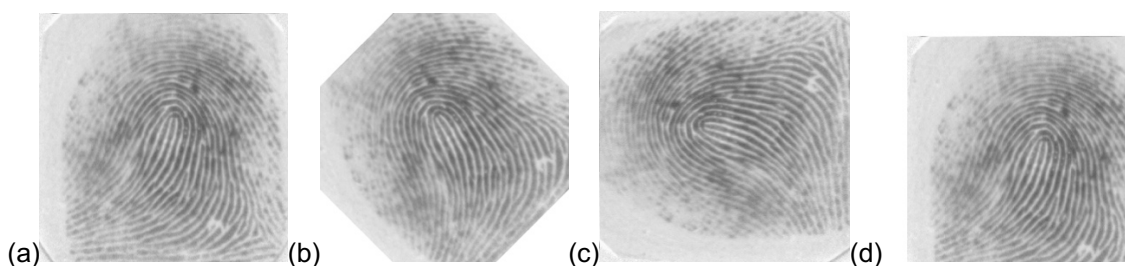


Figura 43 - Base de dados: (a) Original (b) Rotação 45° (c) Rotação 90° (d) Translação diagonal 10%.

Após processadas, as imagens têm uma média de 18 minúcias registadas e foram efetuadas um total de 90 comparações de imagens da mesma impressão digital e 1680, perfazendo um total de 1170 comparações.

Dimensionando o algoritmo com os parâmetros  $n = 5$ ,  $TH_{REL} = 11$ ,  $TH_L = 5$ ,  $TH_A = 10$  e  $TMC = 12$  foi obtida FNMR 46,7% e FMR 0,1% o que indica que o algoritmo mantém a sua capacidade de rejeitar falsas correspondências, mas o número de minúcias correspondentes encontradas será menor pelo que o limiar de decisão  $TMC = 12$  será muito elevado. Assim, é pertinente analisar os resultados perante a variação deste parâmetro.

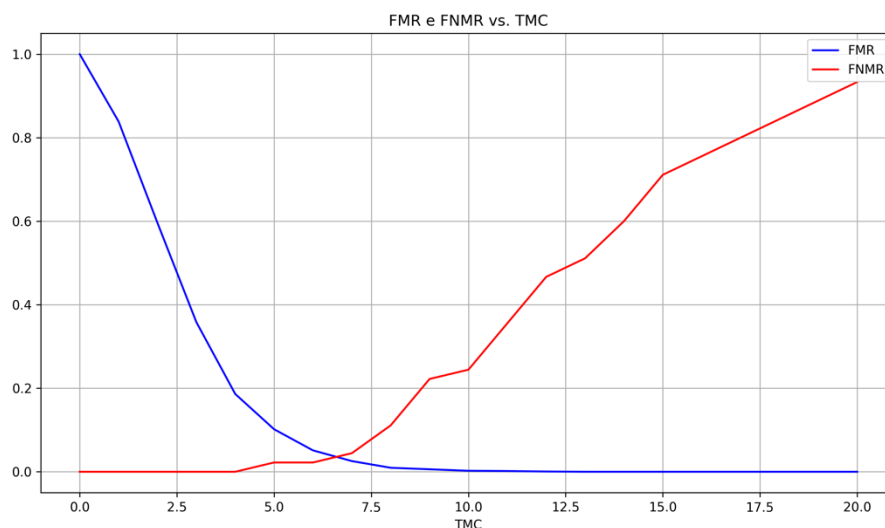


Figura 44 - FMR e FNMR com a variação de TMC, base de dados com transformações.

Ajustando o limiar de decisão obtém-se EER de 3,6% para  $TMC = 6,6$ . Mantendo os restantes parâmetros e ajustando o limiar de decisão para o valor inteiro  $TMC = 7$  obteve-se FNMR 4,44% e FMR 2,56% conforme espelhado na Tabela 20.

Tabela 20 - Variação do limiar de decisão, base de dados com transformações.

| TMC      | FNMR (%)   | FMR (%)    |
|----------|------------|------------|
| 12       | 46,7       | 0,1        |
| <b>7</b> | <b>4,4</b> | <b>2,6</b> |

Assim, o algoritmo prova-se capaz de identificar minúcias correspondentes em imagens que sofrem alterações, nomeadamente translação e rotação, verificando-se, no entanto, que o número de minúcias correspondentes diminui. Uma análise mais detalhada permite compreender que a diminuição do número de minúcias correspondentes está relacionado com a dificuldade em extrair minúcias de forma fiável, uma vez que a alteração da orientação de imagem influencia o resultado dos filtros de Gabor e, conseqüentemente, o conjunto de minúcias identificadas não é igual na sua totalidade.

Os resultados obtidos permitem concluir que o algoritmo proposto é dependente das minúcias extraídas tanto em quantidade como em qualidade. A quantidade de minúcias extraídas influencia o número de minúcias que podem ser representadas através de polígonos e, conseqüentemente, reflete-se na necessidade de utilizar um limiar de decisão de correspondência entre imagens dinâmico. A utilização de um valor fixo não garante os melhores resultados e não tem em conta a diferença das minúcias extraídas em imagens com diferente qualidade. A qualidade das minúcias extraídas também

é muito importante uma vez que a proposta de representar uma referência através de um polígono único que a inclua depende de conseguir extrair as minúcias na mesma posição relativa ou, caso contrário, a mesma minúcia será representada por polígonos diferentes em imagens diferentes, existindo dificuldade de identificar correspondência. A utilização de um conjunto de polígonos para representar a mesma referência permite atenuar a ausência de algumas minúcias. O algoritmo é muito sensível aos critérios de validação de correspondência de polígonos  $TH_{REL}$ ,  $TH_L$  e  $TH_A$  pelo que variações nos mesmos, sobretudo no critério relativo à diferença absoluta no comprimento das arestas dos polígonos poderá provocar alterações significativas nos resultados obtidos.

De forma geral, adaptando estes critérios e tornando o limiar de decisão dinâmico são obtidos resultados em linha com os métodos estado da arte, sendo o método proposto uma aproximação ao trabalho que é realizado manualmente na área forense, focando-se na validação individual de cada minúcia em vez de considerar a imagem como um todo ou aplicar técnicas de processamento de imagem que se abstraem das características particulares das impressões digitais.

## 5.5 Otimização

O código desenvolvido foi otimizado por forma a permitir a aceleração do algoritmo e reduzir o esforço computacional do mesmo, tornando-o mais eficiente e indo de encontro aos objetivos do trabalho. De seguida são apresentadas duas otimizações efetuadas, nomeadamente a utilização de multiprocessamento, utilizando os núcleos disponíveis pela máquina em que o algoritmo correr e ainda a utilização de um algoritmo para encontrar a correspondência entre polígonos sem recorrer ao tradicional método de força bruta. Os resultados que a seguir se apresentam foram obtidos utilizando um MacBook Air M2 (2022) com o processador Apple M2 de 8 núcleos e memória RAM 24GB.

### 5.5.1 Multiprocessamento

Para compreender a influência do multiprocessamento na redução do tempo computacional, foram selecionadas aleatoriamente 500 imagens da base de dados FVC2000 DB1 e realizadas as etapas de extração de características (processamento das imagens, extração e validação de minúcias e formação de polígonos de cinco vértices) e correspondência entre as mesmas. Na etapa de correspondência, foi aplicado um método de “todos contra todos”, resultando em 122.025 comparações de imagens com impressões digitais diferentes e 1728 comparações de imagens da mesma impressão digital, perfazendo um total de 123.753 comparações.

*Tabela 21 - Influência do multiprocessamento no tempo computacional.*

| <b>Etapas</b>                      | <b>Multiprocessamento</b> | <b>Tempo (segundos)</b> |
|------------------------------------|---------------------------|-------------------------|
| <b>Extração de características</b> | Não                       | 1357,5                  |
|                                    | <b>Sim</b>                | <b>219,4</b>            |
| <b>Correspondência</b>             | Não                       | 337,5                   |
|                                    | <b>Sim</b>                | <b>93,2</b>             |

Durante a etapa de correspondência foi utilizado o algoritmo KD-Tree. Analisando a Tabela 21 é evidente que tiramos vantagem na utilização de multiprocessamento, permitindo uma redução no tempo computacional de 83,74% na etapa de extração de características e 72,33% na etapa de correspondência, materializando-se numa redução de 81,51% no tempo total da operação.

### 5.5.2 Algoritmo KD-Tree

A fim de analisar a influência do algoritmo KD-Tree na procura pelo melhor par de polígonos correspondentes, foram consideradas 100 amostras aleatórias da base de dados FVC2000 DB1. Novamente, foi aplicado o método de “todos contra todos”, resultando num total de 4950 comparações, das quais 342 entre impressões digitais correspondentes e 4608 entre impressões digitais diferentes.

*Tabela 22 – Tempo computacional: Força bruta vs. KD-Tree.*

| <b>Algoritmo de Correspondência</b> | <b>Tempo (segundos)</b> |
|-------------------------------------|-------------------------|
| Força Bruta                         | 1083,2                  |
| <b>KD-Tree</b>                      | <b>4,6</b>              |

Esta análise foi realizada mantendo a utilização de multiprocessamento. Analisando a Tabela 22 podemos verificar que a substituição do método de força bruta por um algoritmo mais eficiente traz vantagens ao nível do tempo computacional, permitindo obter os mesmos resultados em tempo significativamente inferior. Em concreto nesta análise, o algoritmo KD-Tree permitiu reduzir o tempo computacional 99,57% em relação ao método de força bruta.

## 6. Conclusão

A concepção de um sistema de comparação de impressões digitais capaz de atuar sobre uma base de dados de elevada dimensão ainda é um problema em aberto e, devido às características únicas desta chave biométrica a investigação continua a ser feita no sentido de propor mais métodos capazes de lidar com impressões digitais. Na análise forense, tendo em mente o caso da Guarda Nacional Republicana, esta dissertação tem por objetivo propor um método que seja capaz de atuar sobre uma base de dados local de impressões digitais recolhidas num cenário de crime por forma a efetuar uma triagem das mesmas e encontrar aquelas que são relevantes para a resolução do crime em tempo real e sem requerer um esforço computacional tal que apenas possa ser executado em máquinas com elevado poder de processamento.

No estado da arte, os métodos podem ser divididos em três categorias: métodos baseados em aprendizagem profunda, na textura da imagem e em minúcias. Os primeiros exigem elevado esforço computacional e a necessidade de treinar modelos, o que requer um elevado número de imagens e não é prático para ser aplicado em tempo real. Os segundos baseiam-se em técnicas de processamento de imagem que se abstraem da imagem e realizam procedimentos e operações matemáticas sobre os valores dos pixels da mesma, sendo muito sensíveis ao ruído e apresentando-se mais como um complemento de validação para outros métodos. Finalmente, os métodos baseados em minúcias têm como principal desvantagem dependerem da fiabilidade da extração de minúcias, mas são os que se assemelham ao trabalho que é realizado manualmente permitindo, por exemplo, que um operador consiga visualizar e compreender as decisões do algoritmo e podem ser aplicados em tempo real sem requerer elevado esforço computacional, podendo ser executados em dispositivos portáteis.

A metodologia proposta depende das minúcias extraídas da imagem e pretende ir de encontro ao raciocínio humano, isto é, validar uma minúcia que esteja presente nas duas imagens e verificar se o número de minúcias validadas atinge um patamar que permita garantir que as impressões digitais são correspondentes. O algoritmo divide-se em quatro blocos: pré-processamento, extração e validação de minúcias, extração de características e correspondência de impressões digitais. O primeiro bloco foi implementado com a aplicação dos métodos mais mencionados no estado da arte, resultando em imagens com uma remoção substancial de ruído e distinção clara entre as cristas e os vales. No segundo bloco, a extração de minúcias foi implementada utilizando o algoritmo dos Números Cruzados que tem resultados comprovados ao longo dos anos e a validação de minúcias foi inovadora em relação aos métodos propostos por outros autores, utilizando-se o envelope convexo do conjunto de pontos para definir uma região de minúcias válidas. A extração de características consiste na formação de polígonos que representam uma minúcia, formados através das minúcias vizinhas. Na literatura, a maioria dos autores utiliza triangulações de minúcias para criar modelos que representem a impressão digital como um todo, mas com o objetivo de validar cada minúcia individualmente, o método implementado associa a cada minúcia um conjunto de polígonos únicos, com formas distintas, dependentes da disposição, no espaço, das minúcias vizinhas. Finalmente, a correspondência de

impressões digitais é intuitiva, conseguindo associar um determinado número de minúcias presentes nas duas imagens, consideramos que as impressões digitais são correspondentes.

Os resultados obtidos comprovam que o método implementado é muito dependente das minúcias extraídas, verificando-se diferentes resultados e necessidade de fazer adaptações perante a mudança de bases de dados. A qualidade da imagem é um fator relevante, uma vez que é ela que determina as minúcias que são extraídas. A conceção de associar a cada minúcia um conjunto de polígonos com um número de vértices passível de escolha revela-se desafiadora, uma vez que ao aumentar o número de vértices dos polígonos aumentamos a certeza na validação individual de cada minúcia, mas são requeridas mais minúcias na imagem e nas mesmas posições relativas para se garantir que existem em número suficiente para conseguir um número de minúcias representadas adequado. Utilizando parâmetros dinâmicos no algoritmo, nomeadamente o número de minúcias considerado como limiar de decisão para considerar as impressões digitais correspondentes e os critérios de validação de polígonos correspondentes (máximo erro relativo e absoluto entre os comprimentos das arestas e o ângulo formado entre vértices adjacentes e a minúcia de referência) obteve-se FNMR 0% e FMR 0,06% numa amostra aleatória de 125 imagens da base de dados FVC2000 DB1 e FNMR 9,1% e FMR 6,7% numa amostra aleatória de 125 imagens da base de dados FVC2002 DB1, resultados que estão em linha com o estado da arte e que sugerem a possibilidade de transposição do método para aplicações reais de validação de minúcias. A aplicação do algoritmo a imagens que sofreram translação e rotações obteve FNMR 4,4% e FMR 2,6%, mostrando que o algoritmo é capaz de fazer corresponder minúcias sem necessitar do alinhamento prévio das imagens.

O processo de otimização desenvolvido permite ao algoritmo utilizar os recursos disponibilizados pela máquina, independentemente de serem em maior ou menor número. O multiprocessamento revelou-se uma ferramenta poderosa, reduzindo o tempo total de operação desde o processamento de toda uma base de dados até aos resultados de correspondências em mais de 80%. A aplicação do algoritmo KD-Tree para estruturar os dados e procurar pela melhor correspondência de polígonos permitiu reduzir o tempo despendido em mais de 99% quando comparado com um método de força bruta, revelando-se uma ferramenta poderosa nas dimensões de trabalho da metodologia proposta.

## **6.1 Trabalho Futuro**

Face aos resultados obtidos, a metodologia proposta ainda tem margem de progressão para alguns afinamentos nomeadamente o ajuste dinâmico dos critérios de validação da correspondência de polígonos que permita a adaptação automática do algoritmo perante diferentes bases de dados e a ainda a possibilidade de incorporar a utilização de minúcias que são válidas (estão na região de interesse definida e cumprem os restantes critérios), mas que por se encontrarem nos extremos não podem ser representadas através de polígonos que as envolvam. Foram escolhidas características simples de cada polígono (comprimento das arestas e ângulo entre vértices adjacentes e a referência) por forma a permitir o cumprimento dos objetivos delineados, sem aumentar o esforço computacional exigido, existindo a possibilidade de explorar outras características propostas diferentes autores. Existe

também espaço para a generalização do algoritmo perante bases de dados de impressões digitais recolhidas em cenário de crime, o que não foi possível realizar devido à falta de dados.

Finalmente, poderá avançar-se para a implementação prática da metodologia proposta, desenvolvendo uma aplicação que possa ser utilizada pela Guarda Nacional Republicana, sendo avaliado o impacto da mesma ao nível da libertação de recursos humanos e tempo despendido a efetuar comparações de impressões digitais recolhidas em cenário de crime manualmente.



## Bibliografia

- [1] Y. Liu, B. Zhou, C. Han, T. Guo, e J. Qin, «A novel method based on deep learning for aligned fingerprints matching», *Applied Intelligence*, vol. 50, n.º 2, pp. 397–416, 2020.
- [2] J. Bae, H. Choi, S. Kim, e M. Kang, «Fingerprint Image Denoising and Inpainting using Convolutional Neural Network», *Journal of the Korean Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 24, n.º 4, pp. 363–374, 2020.
- [3] P. Gorgel e A. Eksi, «Minutiae-Based Fingerprint Identification Using Gabor Wavelets and CNN Architecture», *Electrica*, vol. 21, n.º 3, pp. 480–490, 2021.
- [4] M. González, Á. Sánchez, D. Dominguez, e F. B. Rodríguez, «Ensemble of diluted attractor networks with optimized topology for fingerprint retrieval», *Neurocomputing*, vol. 442, pp. 269–280, 2021.
- [5] W. J. Wong e S.-H. Lai, «Multi-task CNN for restoring corrupted fingerprint images», *Pattern Recognition*, vol. 101, p. 107203, 2020.
- [6] R. Nachar, E. Inaty, P. J. Bonnin, e Y. Alayli, «Hybrid minutiae and edge corners feature points for increased fingerprint recognition performance», *Pattern Analysis and Applications*, vol. 23, n.º 1, pp. 213–224, 2020.
- [7] W. Zhou, J. Hu, e S. Wang, «Enhanced Locality-Sensitive Hashing for Fingerprint Forensics over Large Multi-sensor Databases», *IEEE Transactions on Big Data*, pp. 759–769, 2017.
- [8] H. Li, «Feature extraction, recognition, and matching of damaged fingerprint: Application of deep learning network», *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, vol. 33, n.º 6, p. e6057, 2021.
- [9] B. Zhou, C. Han, Y. Liu, T. Guo, e J. Qin, «Fast minutiae extractor using neural network», *Pattern Recognition*, vol. 103, p. 107273, 2020.
- [10] M. P. Yankov, M. A. Olsen, M. B. Stegmann, S. Sk. Christensen, e S. Forchhammer, «Fingerprint Entropy and Identification Capacity Estimation Based on Pixel-Level Generative Modelling», *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 15, pp. 56–65, 2020.
- [11] M. Hendre, S. Patil, e A. Abhyankar, «Directional filter bank-based fingerprint image quality», *Pattern Analysis and Applications*, vol. 25, n.º 2, pp. 379–393, 2022.
- [12] M. S. Khrisat, Rushdi. S. A. Zneit, H. G. Zaini, e Z. A. Alqadi, «Analysis Methods Used to Extract Fingerprints Features», *Traitment du Signal*, vol. 38, n.º 3, pp. 711–717, 2021.
- [13] R. A. Jothi e V. Palanisamy, «A robust and efficient fingerprint minutiae extraction in post-processing algorithm», *International Journal of Biometrics*, vol. 14, n.º 1, p. 83, 2022.
- [14] K. Dr. Krishna Prasad, *A Text Book Of Research Papers On Fingerprint Recognition & Hash Code Techniques*, 1.<sup>a</sup> ed. Srinivas Publication, 2018. Acedido: 22 de março de 2023. [Online]. Disponível em: <https://zenodo.org/record/1409465>
- [15] J. Wieditz, Y. Pokern, D. Schuhmacher, e S. Huckemann, «Characteristic and Necessary Minutiae in Fingerprints», *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*, vol. 71, n.º 1, pp. 27–50, 2022.
- [16] I. S. Msiza, B. Leke-Betechuoh, F. V. Nelwamondo, e N. Msimang, «A fingerprint pattern classification approach based on the coordinate geometry of singularities», em *2009 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, San Antonio, TX, USA: IEEE, 2009, pp. 510–517.
- [17] B. H. Situmorang, «Identification of Biometrics Using Fingerprint Minutiae Extraction Based on Crossing Number Method», *Komputasi: Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Dan Matematika.*, vol. 20, n.º 1, pp. 71–80, 2022.

- [18] D. Xu, W. Bian, Y. Cheng, Q. Li, Y. Luo, e Q. Yu, «Fingerprint enhancement using multi-scale classification dictionaries with reduced dimensionality», *IET Biometrics*, vol. 9, n.º 5, pp. 194–204, 2020.
- [19] S. Wang, M. Cheng, Z. Ma, e X. Sun, «Research on the application of convolutional-deep neural networks in parallel fingerprint minutiae matching», *International Journal of Biometrics*, vol. 13, n.º 1, p. 96, 2021.
- [20] A. K. Trivedi, D. M. Thounaojam, e S. Pal, «A Novel Minutiae Triangulation Technique for Non-invertible Fingerprint Template Generation», *Expert Systems with Applications*, vol. 186, p. 115832, 2021.
- [21] A. Bedari, S. Wang, e W. Yang, «Design of cancelable MCC-based fingerprint templates using Dyno-key model», *Pattern Recognition*, vol. 119, p. 108074, 2021.
- [22] Erwin, N. N. Br. Karo, A. Y. Sari, N. Aziza, e H. K. Putra, «The Enhancement of Fingerprint Images using Gabor Filter», *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1196, p. 012045, 2019.
- [23] A. Depeursinge, J. Fageot, e O. S. Al-Kadi, «Fundamentals of Texture Processing for Biomedical Image Analysis», em *Biomedical Texture Analysis*, Elsevier, 2017, pp. 1–27.
- [24] N. Chaki, S. H. Shaikh, e K. Saeed, «A Comprehensive Survey on Image Binarization Techniques», em *Exploring Image Binarization Techniques*, vol. 560, New Delhi: Springer India, 2014, pp. 5–15. Acedido: 23 de abril de 2023. [Online]. Disponível em: [https://link.springer.com/10.1007/978-81-322-1907-1\\_2](https://link.springer.com/10.1007/978-81-322-1907-1_2)
- [25] E. R. Davies e A. P. N. Plummer, «Thinning algorithms: A critique and a new methodology», *Pattern Recognition*, vol. 14, n.º 1–6, pp. 53–63, 1981.
- [26] L. Lam, S.-W. Lee, e C. Y. Suen, «Thinning methodologies-a comprehensive survey», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n.º 9, pp. 869–885, 1992.
- [27] K. Saeed, M. Tabędzki, M. Rybnik, e M. Adamski, «K3M: A universal algorithm for image skeletonization and a review of thinning techniques», *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, vol. 20, n.º 2, pp. 317–335, 2010.
- [28] M. Joswig, «Beneath-and-Beyond Revisited», em *Algebra, Geometry and Software Systems*, M. Joswig e N. Takayama, Eds., Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, pp. 1–21.
- [29] A. Gamby e J. Katajainen, «Convex-Hull Algorithms: Implementation, Testing and Experimentation», *Algorithms*, vol. 11, n.º 12, p. 195, 2018.
- [30] University of Bologna, «FVC - onGoing». Acedido: 10 de março de 2023. [Online]. Disponível em: <https://biolab.csr.unibo.it/fvcongoing/UI/Form/Home.aspx>
- [31] University of Bologna, «FVC2000 - Fingerprint Verification Competition». Acedido: 1 de novembro de 2022. [Online]. Disponível em: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2000/>
- [32] University of Bologna, «FVC2002 - Fingerprint Veritication Competition». Acedido: 1 de novembro de 2022. [Online]. Disponível em: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/default.asp>
- [33] University of Bologna, «FVC2004 - Fingerprint Verification Competition». Acedido: 1 de novembro de 2022. [Online]. Disponível em: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/>
- [34] University of Bologna, «FVC2006 - Fingerprint Veritication Competition». Acedido: 1 de novembro de 2022. [Online]. Disponível em: <http://bias.csr.unibo.it/fvc2006/>
- [35] A. K. Trivedi, D. M. Thounaojam, e S. Pal, «A Novel Minutiae Triangulation Technique for Non-invertible Fingerprint Template Generation», *Expert Sysems with. Applications*, vol. 186, p. 115832, 2021.
- [36] M. H. Ghaddab, K. Jouini, e O. Korbaa, «Fast and Accurate Fingerprint Matching Using Expanded Delaunay Triangulation», em *2017 IEEE/ACS 14th International Conference on Computer Systems and Applications (AICCSA)*, Hammamet: IEEE, 2017, pp. 751–758.
- [37] A.-J. Mohamed-Abdul-Cader, W. Chaidee, J. Banks, e V. Chandran, «Minutiae Triangle Graphs: A New Fingerprint Representation with Invariance Properties», em *2019 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ)*, Dunedin, New Zealand: IEEE, 2019, pp. 1–6.

- [38] A. Rungchokanun e V. Areekul, «Directionally Weighted Distance for Minutiae-Triplets Preservation on Elastic Deformation of Fingerprint Recognition», *Pattern Recognition Letters*, vol. 160, pp. 34–42, 2022.
- [39] Y. Surajkanta e S. Pal, «A Digital Geometry-Based Fingerprint Matching Technique», *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 46, n.º 4, pp. 4073–4086, 2021.
- [40] K. Khongkraphan, «An Efficient Fingerprint Matching by Multiple Reference Points», *Journal of Information Processing Systems*, vol. 15, n.º 1, pp. 22–33, 2019.
- [41] J. B. Kho, A. B. J. Teoh, W. Lee, e J. Kim, «Bit-string representation of a fingerprint image by normalized local structures», *Pattern Recognition*, vol. 103, p. 107323, 2020.
- [44] H. Omranpour, V. Tirdad, e A. Misaghi, «Representation of fingerprint recognition system based on geometric and statistical features of distance and angle of minutiae points», *Multimedia Tools and Applications*, vol. 82, n.º 18, pp. 27727–27750, 2023.
- [42] S. Wang, M. Cheng, Z. Ma, e X. Sun, «Research on the application of convolutional-deep neural networks in parallel fingerprint minutiae matching», *International Journal of Biometrics*, vol. 13, n.º 1, p. 96, 2021.
- [43] J. J. Engelsma, K. Cao, e A. K. Jain, «Learning a Fixed-Length Fingerprint Representation», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 43, n.º 6, pp. 1981–1997, 2021.
- [45] F. Wu, J. Zhu, e X. Guo, «Fingerprint pattern identification and classification approach based on convolutional neural networks», *Neural Computing and Applications*, vol. 32, n.º 10, pp. 5725–5734, 2020.
- [46] Monika e M. Kumar, «A novel fingerprint minutiae matching using LBP», em *Proceedings of 3rd International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization*, Noida, India: IEEE, 2014, pp. 1–4.
- [47] S. Bakheet, A. Al-Hamadi, e R. Youssef, «A Fingerprint-Based Verification Framework Using Harris and SURF Feature Detection Algorithms», *Applied Sciences*, vol. 12, n.º 4, p. 2028, 2022.
- [48] S. Bakheet, S. Alsubai, A. Alqahtani, e A. Binbusayyis, «Robust Fingerprint Minutiae Extraction and Matching Based on Improved SIFT Features», *Applied Sciences*, vol. 12, n.º 12, p. 6122, 2022.
- [49] Y. Li e G. Shi, «ORB-based Fingerprint Matching Algorithm for Mobile Devices», em *2019 IEEE 2nd International Conference on Computer and Communication Engineering Technology (CCET)*, Beijing, China: IEEE, 2019, pp. 11–15.
- [50] R. Pollak e R. Richter, «Fingerprint indexing via BRIEF minutia descriptors», *International Journal of Biometrics*, vol. 11, n.º 2, p. 101, 2019.
- [51] R. Thai, «Fingerprint Image Enhancement and Minutiae Extraction», Dissertação de Mestrado, University of Western Australia, Australia, 2003.
- [52] J. G. Daugman, «Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters», *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 2, n.º 7, p. 1160, 1985.
- [53] P. Ram e K. Sinha, «Revisiting kd-tree for Nearest Neighbor Search», em *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, Anchorage AK USA: ACM, 2019.



## A. Envelope Convexo: Algoritmo Incremental

O algoritmo incremental é utilizado para calcular o envelope convexo de um conjunto de pontos bidimensional. A primeira etapa do algoritmo é ordenar os pontos do conjunto finito  $S$  de forma crescente, de acordo com a coordenada  $x$ . De seguida, considera-se o triângulo formado pelos primeiros três pontos do conjunto ordenado,  $T_{123}$ , formando  $H(S)$ . A cada iteração considera-se o próximo ponto,  $p$ , do conjunto ordenado e atualiza-se  $H(S)$ . Devemos considerar em cada iteração dois conjuntos de pontos: os pontos superiores (relativamente a  $p$ ),  $K_{Sup}$ , e os pontos inferiores,  $K_{Inf}$ , definidos pelas Equações (A.0.1) e (A.0.2).

$$\forall \text{ ponto } \alpha: \alpha \in K_{Sup} \text{ se } y(\alpha) \geq y(p) \quad (\text{A.0.1})$$

$$\forall \text{ ponto } \alpha: \alpha \in K_{Inf} \text{ se } y(\alpha) < y(p) \quad (\text{A.0.2})$$

A verificação é feita em duas etapas: a parte superior e a parte inferior do envelope. Considerando estes três pontos, digamos,  $A, B, C \in K_{Sup}$ , calcula-se a direção da curva de acordo com a (A.0.3).

$$d = (B_x - A_x) \times (C_y - A_y) - [(B_y - A_y) \times (C_x - A_x)] \quad (\text{A.0.3})$$

Onde  $A = (A_x, A_y)$ ,  $B = (B_x, B_y)$  e  $C = (C_x, C_y)$ . Se  $d > 0$ , a curva  $A - B - C$  é para a esquerda, sendo para a direita caso  $d < 0$ . Um valor  $d = 0$  significa que os três pontos são colineares.

Para ajustar a parte superior do envelope convexo, começa-se pelo último ponto adicionado e percorre-se no sentido anti-horário considerando os dois pontos vizinhos. Se  $d < 0$ , o ponto do meio é removido e repete-se o processo até encontrar três pontos que verifiquem  $d > 0$ . Para validar a parte inferior do envelope convexo, considera-se o último ponto adicionado e os dois pontos vizinhos, mas considerando desta vez o sentido horário e descartando pontos que formem curvas para a esquerda ( $d > 0$ ). O processo é repetido até que todos os pontos  $p \in S$  sejam processados.

Em termos de complexidade, a ordenação prévia do conjunto de pontos representa  $O(n \log n)$ . A complexidade de iterar sobre todos os pontos  $S_i$  com  $i > 3$ , com complexidade  $O(n)$ . Assim, a complexidade do algoritmo é dada por  $O(n)$ . Repare-se que se não se ordenar o conjunto de pontos previamente, a complexidade do algoritmo será  $O(n^2)$  uma vez que para cada ponto será necessário decidir se o ponto está dentro do subconjunto convexo enquanto a ordenação permite garantir que o ponto adicionado está sempre no exterior do subconjunto existente.

Na Figura 45 demonstra-se as iterações do algoritmo para a formação do envelope convexo de um conjunto de pontos aleatório.

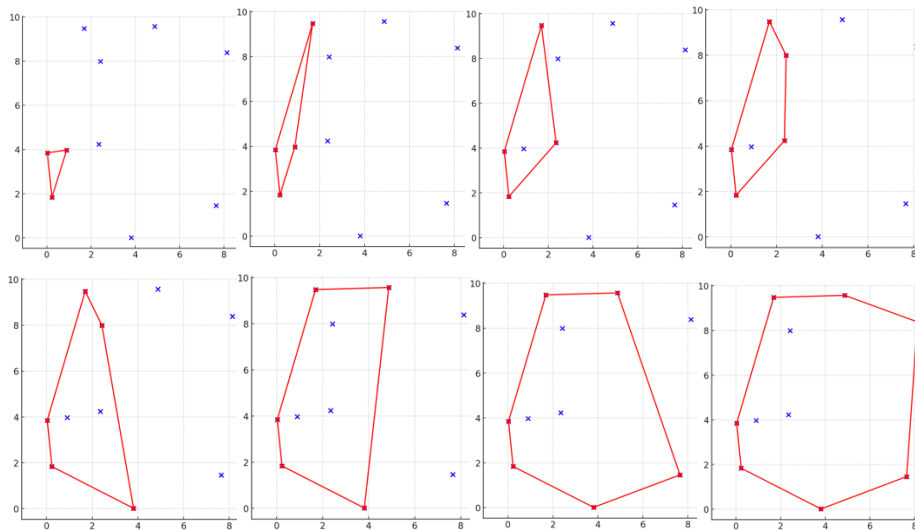


Figura 45 - Envelope convexo: algoritmo incremental.

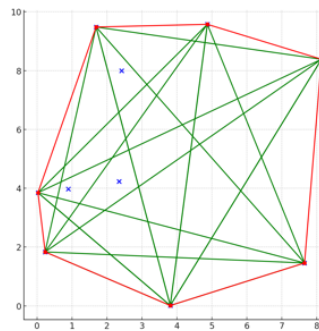


Figura 46 - Envelope convexo: validade do polígono formado.

Na Figura 46 é possível verificar que todos os segmentos de reta entre os pontos do polígono final, ou seja, as arestas do polígono e todas as diagonais interiores estão contidas em  $S$ , garantindo-se a convexidade do polígono formado.

## B. Algoritmo KD-Tree

Uma árvore K-Dimensional é uma estrutura de dados utilizada para organizar pontos num espaço multidimensional, frequentemente utilizada em problemas de pesquisa espacial para encontrar os pontos mais próximos ou as melhores correspondências, de entre dois conjuntos de pontos, num espaço multidimensional. Considerando uma estrutura com  $n$  pontos, estas árvores são capazes de garantir complexidade  $O(\log_2 n)$  [53].

Para a construção da árvore começa-se por considerar um conjunto de pontos num espaço K-dimensional. Escolhe-se uma dimensão para dividir os pontos (por exemplo, a duas dimensões, seguir para a esquerda da raiz se a coordenada  $x$  for inferior e para a direita se for superior), repetindo-se o processo até que todos os pontos estejam em folhas da árvore. A dimensão considerada geralmente varia em cada nível da árvore. Encontra-se o ponto médio ao longo da dimensão escolhida no primeiro nível e esse será considerada a raiz da árvore.

Considere-se o seguinte conjunto de pontos bidimensional:  $(7,8), (12,3), (14,1), (4,12)$ . De seguida exemplifica-se o processo de criação da árvore K-2. Tomando a dimensão  $x$  para o primeiro nível e alternando com  $y$  nos seguintes, calculamos o ponto mais próximo do valor médio:

$$m\u00e9dia = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 x_i = 9,25$$

- Ponto  $(7,8)$ :  $|7 - 9,25| = 2,25$
- Ponto  $(12,3)$ :  $|12 - 9,25| = 2,75$
- Ponto  $(14,1)$ :  $|14 - 9,25| = 4,75$
- Ponto  $(4,12)$ :  $|4 - 9,25| = 5,25$

Escolhemos o ponto  $(7,8)$  como raiz da árvore. De seguida, inserimos o ponto  $(12,3)$ . Comparando  $x$  com a raiz vamos inserir o ponto no ramo à direita, no primeiro nível, uma vez que  $12 > 7$ . Posteriormente, considere-se o ponto  $(14,1)$ , verificando-se  $14 > 7$  o ponto ficará à direita da árvore. Assim, é comparado com o outro ponto já inserido  $(12,3)$ , analisando-se a dimensão  $y$ . Verificando-se  $1 < 3$ , o ponto será inserido no segundo nível, no ramo à esquerda. Finalmente, para inserir o ponto  $(4,12)$ , uma vez que  $4 < 7$ , este será inserido no primeiro nível no ramo à esquerda. Na Figura 47 exemplifica-se o processo descrito para o exemplo considerado.

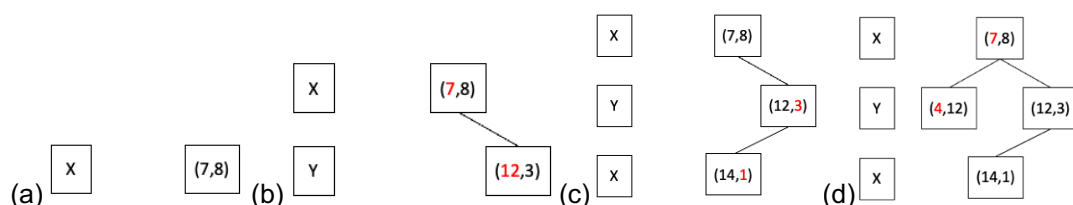


Figura 47 - Formação de uma árvore K-2: (a) Escolha da raiz (b) (c) (d) Inserção de pontos.

Considere-se um ponto  $P$  para o qual pretendemos obter o ponto mais próximo na árvore. Começamos por calcular a distância euclidiana entre o ponto e a raiz. De seguida, escolhemos a subárvore a percorrer e vamos escolhendo a cada iteração qual o nó seguinte em função do valor da dimensão decisora. A distância euclidiana em relação aos nós percorridos é calculada e a menor é guardada. Atingindo as folhas da árvore, o nó que obteve menor distância será o mais próximo do ponto  $P$ . Após concluir a pesquisa e atingir uma folha, devem ser verificadas outras partes da árvore, por exemplo a subárvore excluída na primeira iteração, para garantir robustez do algoritmo. Este procedimento permite obter os pontos mais próximos com complexidade inferior em relação a calcular a distância euclidiana a todos os pontos e encontrar o mínimo.

A título de exemplo, na árvore previamente formada, considere-se  $P = (10,2)$ . Calcula-se a distância em relação à raiz  $d = \sqrt{(10 - 7)^2 + (2 - 8)^2} = 6,71$ . Sendo a dimensão  $x$  decisora na raiz e verificando-se  $10 > 7$  escolhe-se a subárvore da direita. Calcula-se a distância ao nó  $(12,3)$  obtendo-se  $d = \sqrt{(10 - 12)^2 + (2 - 3)^2} = 2,24$ . Atinge-se a folha  $(14,1)$ , calculando-se  $d = \sqrt{(10 - 14)^2 + (2 - 1)^2} = 4,12$ , não existindo mais subárvores a serem exploradas. Assim, na subárvore direita o ponto mais próximo encontrado é  $(12,3)$ . Finalmente, verifica-se a subárvore à esquerda da raiz obtendo-se  $d = \sqrt{(10 - 4)^2 + (2 - 12)^2} = 11,7$ , mantendo-se o ponto previamente encontrado.

A demonstração efetuada é para um conjunto de pontos bidimensional sendo que a expansão para um conjunto de pontos de maior dimensão apenas requer que se mantenha a lógica descrita anteriormente para a construção da árvore e procura pelo ponto mais próximo.