

Universidade Federal de Ouro Preto - UFOP  
Instituto de Ciências Exatas e Biológicas - ICEB  
Departamento de Computação - DECOM

Análise e Comparação de Métodos de Pré-processamento de  
Imagens e Extração de Características em Impressões Digitais

Aluno: Rafael Marlon Pereira Costa Baeta Carreira  
Matricula: 08.1.4154

Orientador: David Menotti Gomes

Ouro Preto  
9 de novembro de 2012

Universidade Federal de Ouro Preto - UFOP  
Instituto de Ciências Exatas e Biológicas - ICEB  
Departamento de Computação - DECOM

## Análise e Comparação de Métodos de Pré-processamento de Imagens e Extração de Características em Impressões Digitais

Proposta de monografia apresentada ao curso de Bacharelado em Ciência da Computação, Universidade Federal de Ouro Preto, como requisito parcial para a conclusão da disciplina Monografia I (BCC390).

Aluno: Rafael Marlon Pereira Costa Baeta Carreira  
Matricula: 08.1.4154

Orientador: David Menotti Gomes

Ouro Preto  
9 de novembro de 2012

## Resumo

A impressão digital, por ser praticamente imutável ao longo da vida, é um dos métodos mais confiáveis de identificação de um indivíduo. Uma impressão digital consiste em um padrão de picos e vales na superfície da ponta do dedo. Os pontos terminais e de cruzamento são conhecidos como minúcias ou *minutiae*. É amplamente aceito que os padrões formados pelas impressões digitais sejam únicos e praticamente imutáveis ao longo da vida. Muitos métodos são construídos com o objetivo de utilizar estas características como base para identificação de indivíduos. Este trabalho tem como objetivo estudar, implementar e analisar métodos de pré-processamento de imagens e de extração de características de impressões digitais. Para o processo de avaliação, serão utilizadas bases de dados de impressões digitais públicas e de técnicos administrativos e docentes da Universidade Federal de Ouro Preto, adquiridos de forma anônima.

*Palavras-chave:* Extração. Minúcias. Pré-processamento. Avaliação.

# 1 Introdução

A identificação de um indivíduo sempre foi um fator de grande importância em uma sociedade, seja para o mundo dos negócios, segurança de ambientes, controle de acesso, *etc.* Em 800 D.C., por exemplo, comerciantes da China confirmavam a identidade de seus clientes por meio de impressões digitais em tábuas de barro. Negociantes do vale do Nilo, no Egito Antigo, eram identificados pela altura, cor dos olhos e complexão.

Ao longo do tempo vários estudos foram feitos com enfoque na biometria, que consiste no estudo de características particulares de cada indivíduo. O primeiro método de identificação biométrica, aceito oficialmente, foi desenvolvido por Alphonse Bertillon no final do século XVIII, conhecido por antropometria [15, 11]. Este método, baseava-se em uma combinação de medidas físicas, totalizando 243 categorias, dentre elas, cor de cabelo, olhos, fotos de frente e de costas. Como era difícil o armazenamento, a consulta de dados e o modo para coletar as medidas, o método acabou fracassando e sendo substituído pelo sistema de impressões digitais criado pelo oficial britânico William Herschel em 1858 [8]. Este sistema surgiu na Índia como uma necessidade de identificar, de maneira única, os comerciantes locais e consistia apenas no registro da impressão digital.

Mais tarde, no século XIX, outros pesquisadores também se interessaram pelos estudos nesta área, como o Dr. Henry Faulds que propôs que as impressões digitais são únicas e que poderiam ser classificadas e usadas para a identificação de criminosos [8]. Também no século XIX, *Sir* Francis Galton, através da condução de um estudo extensivo introduziu características existentes nas pontas dos dedos, conhecidas como *minutiae* para comparar impressões digitais [15]. As observações feitas por este cientista serviram como base para o sistema de classificação de impressões digitais desenvolvido por *Sir* Edward Henry, conhecido como Henry System [8].

Nos últimos anos novas técnicas biométricas surgiram, como:

- Íris: a íris por ser uma característica única de cada ser, e ser praticamente imutável ao longo da vida, tornou-se alvo de muitas pesquisas. Consiste em obter a imagem da mesma e analisar suas características.
- Retina: a retina é outra característica que é praticamente imutável durante a vida. Possui um alto grau de confiabilidade devido a dificuldade de se criar algo que possa simular a mesma. O método consiste em analisar os padrões dos vasos sanguíneos existentes.
- Voz: que utiliza a frequência do sinal sonoro. O usuário dita uma frase previamente selecionada ou aleatória e essa amostra é comparada com o *template* armazenado pelo sistema.
- Facial: que a partir da obtenção de imagens da face extrai-se características como: distância entre olhos, distância entre a boca, nariz e olhos, distância entre olhos, queixo, boca e linha dos cabelos. Estas características são armazenadas em um banco de dados para posterior comparação.
- Veias: através da aquisição de imagens do padrão de veias de um indivíduo também é possível extrair características através incidência de raios infravermelhos e a radiação refletida é lida por sensores. Como a hemoglobina absorve os raios



infravermelhos, reduzindo a reflexão, isso faz com que as veias apareçam como padrões escuros na imagem.

- Geometria da mão: essa técnica consiste em obter uma imagem tridimensional da mão e medir o seu tamanho, comprimento dos dedos e das articulações.

Neste trabalho, utilizaremos a impressão digital por ser de fácil aquisição, possuir características que são praticamente imutáveis ao longo da vida além de ser amplamente utilizada.

Impressões digitais consistem de vales (*valleys*) e cristas (*ridges*) na superfície dos dedos. Os pontos finais (terminações) e de cruzamentos das cristas (bifurcações) são chamados de minúcias ou *minutiae* [3]. Vários métodos usados para reconhecimento e/ou identificação de indivíduos por meio de impressões digitais são construídos com base nestas características. A Figura 1 indica alguns tipos de minúcias que podem ser utilizadas por estes métodos.



Figura 1: Exemplo de Minúcias

Um sistema de reconhecimento de impressões digitais pode ser dividido em 3 (três) etapas:

- Pré-processamento - conjunto de processos que visam remover ruídos, informações desnecessárias e ressaltar as características de interesse, a fim de melhorar a qualidade da imagem e reduzir problemas nos passos seguintes.
- Extração das minúcias - processo que extrai da imagem os pontos de interesse, conhecidos como minúcias. A combinação destes pontos representam estruturas que são únicas em cada indivíduo e são obtidos através dos pontos finais e de cruzamentos das cristas (*ridge*).

- *Matching* - essa é a última etapa, quando o algoritmo testa a similaridade entre impressões digitais. As imagens passam a ser apenas a representação das características de interesse e o processo de casamento *matching* consiste na comparação de similaridade dessas representações.

Neste trabalho, propõe-se o estudo e implementação de técnicas de *pré-processamento de imagens* visando melhorar a qualidade da imagem a ser processada, ao estudo e implementação de um método de *extração de características* baseado nas regiões de singularidade *Delta* (veja Figura 2(a)) e *Core* (veja Figura 2(b)) e a avaliação dos resultados obtidos por um método de extração de características de impressões digitais baseadas nas características conhecidas como terminações (veja Figura 2(c)) e bifurcações (veja Figura 2(d)). Estes serão avaliados usando bases de imagens de impressões digitais de técnicos administrativos e docentes da Universidade Federal de Ouro Preto adquiridos de forma anônima.

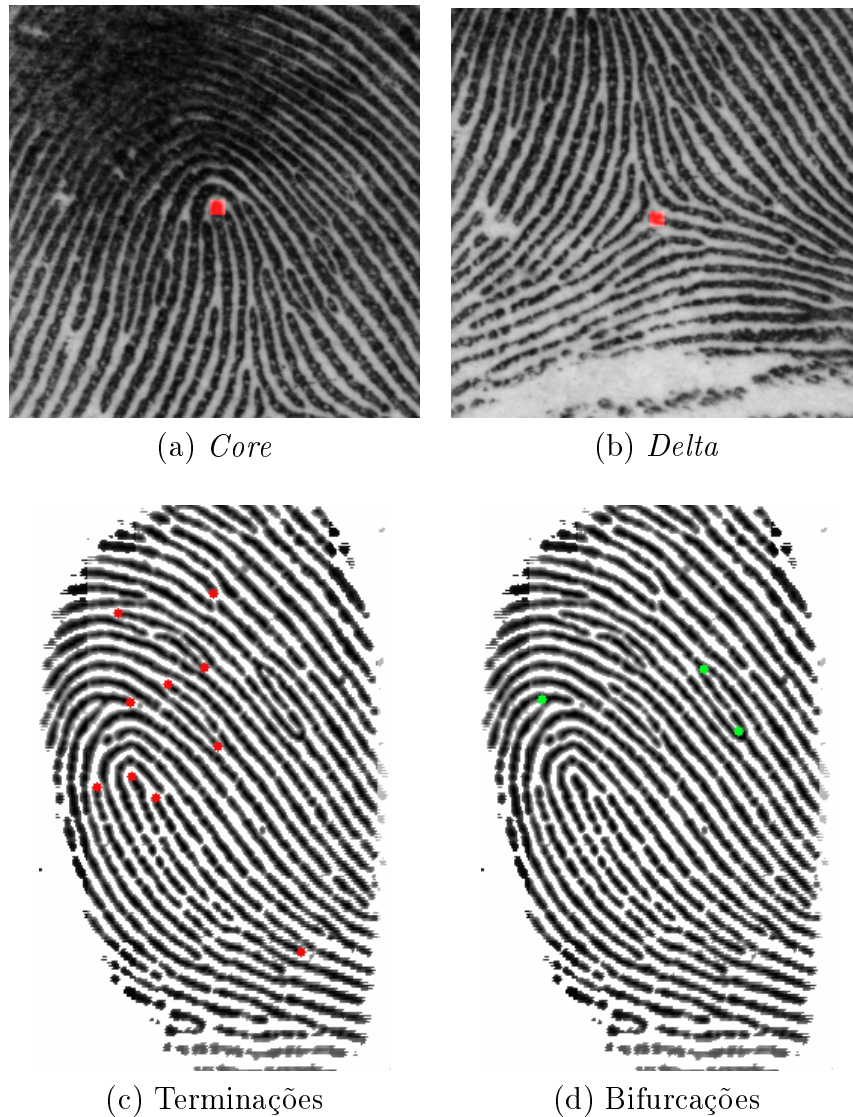


Figura 2: Exemplos de características a serem estudadas neste trabalho

## 1.1 Justificativa

O reconhecimento de impressões digitais é uma das mais antigas técnicas de biometria. Devido a seu baixo custo e facilidade de obtenção, a impressão digital é largamente utilizada para identificação, segurança, controle de entrada e saída de funcionários, *etc.* Sua confiabilidade se deve ao fato de que suas características são praticamente imutáveis ao longo da vida.

## 1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo estudar, implementar métodos de pré-processamento, um método de extração de características baseado nas regiões de singularidade *Core* e *Delta* e avaliar os resultados obtidos por um método de extração de características de impressões digitais baseados nas características conhecidas como Terminações e Bifurcações [5]. O pré-processamento da imagem consiste em trabalhar a imagem de maneira a deixá-la com a melhor qualidade possível, permitindo a extração correta das características de interesse.

Os métodos de pré-processamento estudados e implementados serão:

- Binarização ou Limiarização - que consiste em separar uma imagem em duas regiões, o fundo e o objeto através da escolha de um ponto de corte, conhecido como limiar ou *threshold* [4].
- Normalização - que gera uma distribuição mais uniforme dos níveis de cinza [4].
- Segmentação - que tem como objetivo dividir a imagem em regiões ou objetos, neste caso no fundo e no “corpo” da impressão digital.
- Suavização - que tem como objetivo reduzir ruídos e realçar características da imagem.
- Filtragem - que utiliza o filtro de Gabor para melhorar a imagem.

O processo de extração de características é aquele em que são obtidas as características que são únicas em cada impressão digital para utilização no processo de *matching*.

As características extraídas neste trabalho serão:

- Terminações - que é o ponto onde uma crista termina.
- Bifurcações - ponto onde o caminho de uma crista se divide.
- *Core* - é o ponto mais alto no interior da região com os maiores ângulos de curvatura. (Figura 2(a)).
- *Delta* - é um padrão na impressão digital que se assemelha a um triângulo, sendo encontrado em uma região de divergência entre duas linhas. (Figura 2(b)).

Os métodos utilizados para a localização das características de interesse serão:

- *Campo de Orientação* - que define o ângulo formado pelas cristas e é posteriormente utilizado pelo Índice de Poincare para a determinação das regiões singulares.

- *Índice de Poincare* - medida que é utilizada para a localização das regiões de *Core* e *Delta* e consiste em calcular a diferença de ângulos dos blocos vizinhos de um bloco central e caracterizar o resultado como um *Core*, *Delta* ou região que não possui singularidade.
- *Crossing Number Concept* - O *Crossing Number* (CN) [9] de um ponto P é um valor definido como sendo a metade da soma de diferenças entre pares adjacentes de *pixels* ao longo da vizinhança de um *pixel* P.

### 1.3 Metodologia

A metodologia proposta para a realização deste trabalho é a seguinte:

- Pré-Processamento
  - Implementar os métodos de Normalização, Binarização, Segmentação, Filtragem, Equalização do Histograma e Suavização.
  - Testar os métodos de pré-processamento implementados em bases de imagens.
- Extração de Características
  - Estudar e implementar o método de extração de características baseado nas regiões de singularidade *Core* e *Delta* [14].
  - Estudar e implementar o método de extração de características baseado nas mínucias: Terminações e Bifurcações [5].
  - Avaliar o resultado obtido pelos métodos de extração de características em bases de imagens.
- Discussão e análise dos resultados obtidos.

Para a implementação dos métodos será utilizado o software MATLAB.

### 1.4 Organização do documento

Este documento é organizado da seguinte forma: A Seção 2 descreve os métodos de Pré-Processamento que engloba as técnicas de segmentação, normalização e suavização. A Seção 3 explica os métodos de extração das características singulares *Delta* e *Core* e das Terminações e Bifurcações. Na Seção 4 são apresentados os resultados obtidos e os trabalhos futuros e na Seção 5 apresentamos as conclusões do trabalho e definimos os trabalhos futuros e na Seção 6, Apêndice, são exibidos o restante das imagens e gráficos relacionados a Seção 4.

## 2 Pré-Processamento

Nesta seção são apresentadas técnicas de pré-processamento de imagens de impressões digitais que foram utilizadas em dois trabalhos. Na Seção 2.1, apresentamos as técnicas de normalização e suavização utilizadas em [14]. Na Seção 2.2 apresentamos as técnicas de Equalização, Segmentação, Filtragem e Binarização utilizados em [5].

### 2.1 Pré-Processamento em [14]

Nesta seção serão apresentados os métodos de pré-processamento utilizados por Wang & Wang em [14].

#### 2.1.1 Normalização

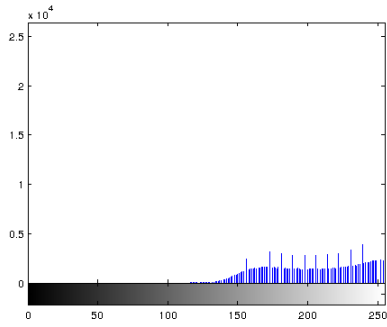
O processo de normalização é utilizado para ajudar a remover os ruídos na imagem e consiste em gerar uma distribuição mais uniforme nos níveis de cinza [?] usando um valor de média e variância desejados. Nas Figuras 3(a) e 3(b) podemos observar a diferença entre uma figura normalizada e não normalizada e o histograma da imagem antes (Figura 3(C)) e depois (Figura 3(d)) do processo de normalização.



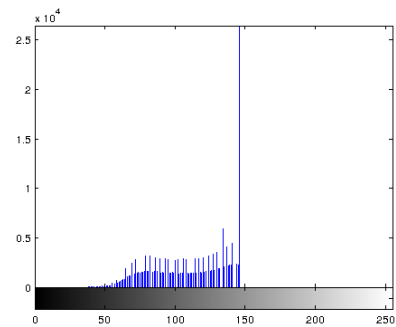
(a) Imagem sem normalização



(b) Imagem normalizada



(c) Histograma da imagem sem normalização



(d) Histograma da imagem normalizada

Figura 3: Processo de Normalização

Para esse processo foi utilizado a seguinte definição:

$$N(i, j) = \begin{cases} M_0 + \sqrt{\frac{VAR_0 \times (I(i, j) - M)^2}{VAR}}, & \text{se } I(i, j) > M, \\ M_0 - \sqrt{\frac{VAR_0 \times (I(i, j) - M)^2}{VAR}}, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (1)$$

Onde,  $M$  e  $VAR$  são a média e o desvio padrão desejados,  $M_0$  e  $VAR_0$  são a média e o desvio padrão da imagem e  $I$  e  $N$  são a imagem não tratada e a imagem após o processo de normalização.

Esta definição é aplicada sobre cada pixel da imagem. Cada pixel é comparado com o valor da média desejado. Caso este possua valor maior que  $M$  será utilizada a primeira condição da Equação 1, caso contrário será aplicado o outro caso.

Para a escolha do melhor parâmetro para o processo de normalização foram feitos testes em dez imagens da base de dados de impressões digitais da Universidade Federal

de Ouro Preto. Posteriormente, também foi testado em imagens da base NIST27, que é a base citada por [14].

### 2.1.2 Suavização

Após o processo de normalização, a imagem é suavizada através da utilização do filtro Gaussiano. O filtro Gaussiano é um exemplo de filtro passa-baixa. Ele é utilizado para eliminação de ruídos. A imagem é suavizada pela convolução da imagem com o núcleo Gaussiano. No entanto, o operador Gaussiano é isotrópico, suavizando a imagem em todas as direções, fazendo com que as bordas tornem-se “borradas” [2].

Este processo também é utilizado ao se obter os campos de orientação e na identificação das regiões singulares *Core* e *Delta*. Dessa forma, a escolha dos parâmetros ótimos são essenciais para a obtenção de resultados significativos. Para a construção desse filtro são utilizados dois parâmetros,  $\sigma$ (sigma) e  $W$  onde  $W$  é o tamanho do filtro e  $\sigma$ (sigma) define o comprimento da função gaussiana do filtro. Para uma escolha adequada dos parâmetros do filtro deve-se levar em consideração as dimensões da imagem e dos objetos a serem filtrados, neste caso, a largura das cristas das impressões digitais. Filtros pequenos para imagens muito grandes não geram o efeito desejado, valores de sigma muito altos podem distorcer a imagem.

## 2.2 Pré-Processamento em [5]

Nesta seção serão apresentadas as técnicas de pré-processamento utilizadas por Mendes, Nazaré & Menotti em [5].

### 2.2.1 Equalização de Histograma

Esse processo tem como objetivo normalizar e/ou aumentar o contraste da imagem, cuja ideia é gerar uma distribuição dos níveis de cinza mais uniforme. Para a realização desse processo, a imagem foi dividida em blocos de tamanho  $32 \times 32$ . O resultado pode ser observado nas Figuras 4(a) e 4(b).



Figura 4: Equalização da imagem: (a)Imagem não equalizada. (b)Imagem equalizada.

### 2.2.2 Segmentação

O processo de segmentação divide a imagem em partes, em nosso caso no “corpo” que é a região onde nos interessa e o fundo que é descartado. Este processo é realizado da seguinte maneira. Binariza-se a *fingerprint* original com limiar determinado pelo método de Otsu [12]. Em seguida, no complemento da imagem binária, é realizada uma operação de fechamento [13] para que as cristas (valor 1 na imagem de complemento) da *fingerprint* se unam e a *fingerprint* se torne um único objeto sem buracos. Na imagem resultante é aplicado uma operação de abertura para que objetos pequenos (menores que o elemento estruturante da operação) sejam excluídos. Dessa imagem, é conseguido o menor *bounding box* que engloba o objeto (ou mais de um objeto em alguns casos). Então, a imagem segmentada é a região do *bounding box* correspondente a imagem original. [5].

Nas Figuras 5(a) e 5(b) podemos observar a diferença entre uma imagem não segmentada e segmentada, respectivamente.



Figura 5: Segmentação da imagem: (a) Imagem segmentada. (b) Imagem não segmentada.

### 2.2.3 Filtro de Gabor

O filtro de Gabor consiste em um filtro linear definido como uma função harmônica multiplicada por uma Gaussiana. A função harmônica pode ser seno, cosseno, ou ambas na forma de uma exponencial complexa. O filtro de Gabor se apresenta como a melhor solução dentre os filtros existentes para a melhoria de imagens que se assemelham a senoidais. Na aplicação do filtro de Gabor, vários parâmetros devem ser passados com valores adequados para que o mesmo apresente um resultado satisfatório, dentre eles a frequência do aparecimento das linhas e a orientação (inclinação) da frequência. O filtro de Gabor sintonizado de forma apropriada remove o ruído e preserva cristas e vales, fornecendo a informação contida numa orientação particular da imagem. A construção do filtro de Gabor é dada pela seguinte equação:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_\theta^2 + y_\theta^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}\right)\right) \cos(2\pi x_\theta f) \quad (2)$$

onde



$$x_\theta = x\cos(\theta) + y\sin(\theta) \text{ e } y_\theta = -x\sin(\theta) + y\cos(\theta). \quad (3)$$

Aqui,  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$  são escolhidos em função da frequência:

$$\sigma_x = \frac{kx}{f}, \sigma_y = \frac{ky}{f}, \quad (4)$$

e o tamanho do filtro em função de  $\sigma_x$  e  $\sigma_y$ :

$$w_x = 4.5\sigma_x, w_y = 4.5\sigma_y \quad (5)$$

Como mencionado anteriormente, para que o filtro seja utilizado de maneira correta necessitamos também da frequência das cristas. Para o cálculo da frequência das cristas em um bloco, é necessário a informação da orientação das cristas nesse bloco. É realizada uma projeção dos níveis de cinza do bloco em uma reta através do centro ortogonal à orientação das cristas. Nessa projeção é aplicado um filtro da média de tamanho 3 com o objetivo de eliminar falsos picos negativos e, em seguida, é desconsiderado o valor inicial e final do vetor de projeção. A partir dessa projeção, é calculado a distância entre picos negativos e em seguida é realizada a média das distâncias conseguidas. A média conseguida anteriormente é o comprimento de onda, e desse modo a frequência é o inverso dessa média (do comprimento de onda). O resultado da aplicação do filtro Gabor pode ser observado na Figura 6(b).

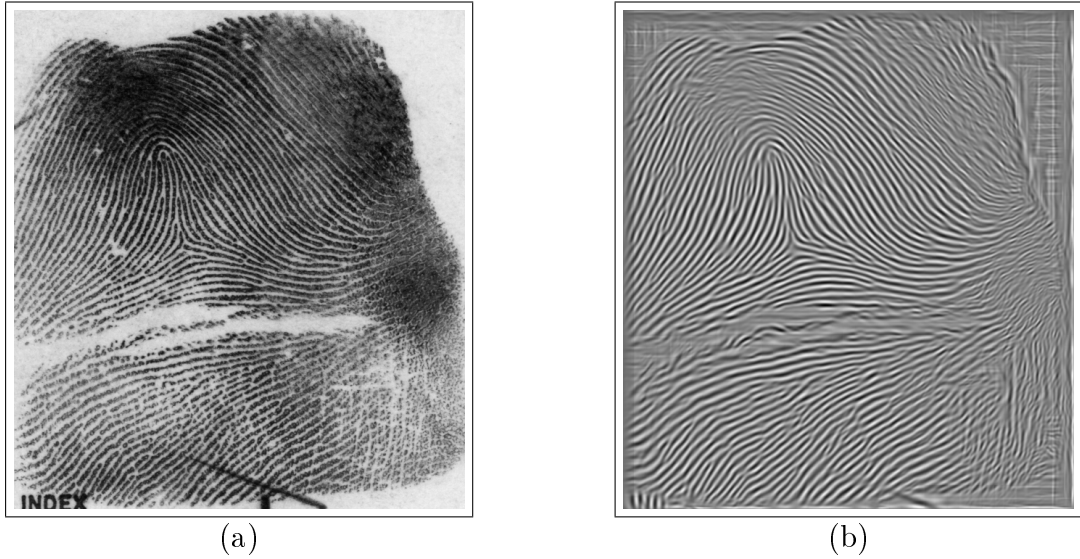


Figura 6: Filtragem: (a)Imagem original. (b)Imagem filtrada.

#### 2.2.4 Binarização

Após a utilização do filtro de Gabor é realizada uma binarização visto que a imagem agora foi dividida em duas classes: uma que contém as informações das cristas, região mais escura; outra que contém as informações dos vales, mais claro, porém existem outras informações que estão entre essas duas regiões.

Devido a isso, faz-se necessário o processo da binarização, Este limiar  $T$  é calculado a partir da média e variância e o limiar  $T$  é obtido da seguinte forma:

$$T = \mu - \sigma^2. \quad (6)$$

onde  $\mu$  é a média e  $\sigma^2$  é a variância da imagem após a aplicação do filtro de Gabor. A subtração da variância na média é realizada uma vez que se quer o *background* da imagem branco no momento da binarização. O limiar fica mais próximo à média de modo a deixar o *background* branco. O resultado da binarização pode ser observado na Figura 7. Após o processo de binarização é realizado um “afinamento” das cristas [10] da imagem para que na etapa de extração das minúcias seja possível detectar as terminações. Este “afinamento” é realizado utilizando-se operações morfológicas. O resultado do “afinamento” pode ser observado na Figura 8. A imagem “afinada” finaliza a etapa de pré-processamento, será a partir dela que serão extraídas as minúcias: Terminações e Bifurcações.

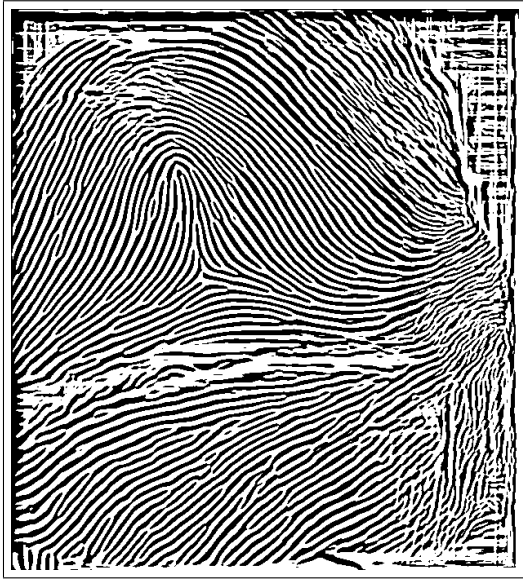


Figura 7: Imagem Binarizada

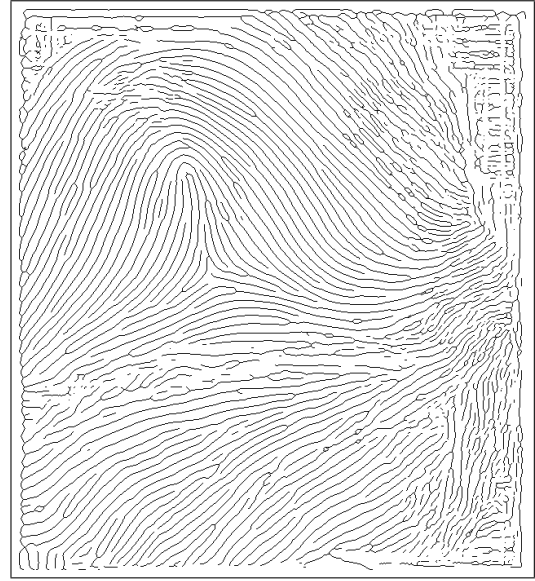


Figura 8: Imagem afinada

### 3 Extração de Características

Após a etapa de pré-processamento, passamos para a etapa de extração das características. Nesta seção, serão descritos os métodos utilizados por [14] para a extração das regiões singulares e os métodos utilizados por [5] para extração das Terminações e Bifurcações.

#### 3.1 Extração de Características em [14]

Após o pré-processamento é realizada a etapa de extração das características singulares. Para isso primeiramente obtemos o campo de orientação da imagem que é calculado utilizando-se a metodologia apresentada por [1]. A imagem é dividida em blocos de tamanho  $8 \times 8$  e então o campo de orientação é calculado de acordo com a seguinte definição:

$$\theta(i, j) = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{\sum_{u=i-(\frac{w}{2})}^{i+(\frac{w}{2})} \sum_{v=j-(\frac{w}{2})}^{j+(\frac{w}{2})} 2 \times G_x(u, v) G_y(u, v)}{\sum_{u=i-(\frac{w}{2})}^{i+(\frac{w}{2})} \sum_{v=j-(\frac{w}{2})}^{j+(\frac{w}{2})} (G_x(u, v) - G_y(u, v))^2} \right) \quad (7)$$

Com a obtenção do campo de Orientação é calculado o Índice de Poincare para cada bloco.

$$Poincare(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^{N-1} \Delta(k) \quad (8)$$

em que

$$\Delta(k) = \begin{cases} \delta(k), & \text{se } |\delta(k)| < \frac{\pi}{2}, \\ \pi + \delta(k), & \text{se } \delta(k) < -\frac{\pi}{2} \\ \pi - \delta(k), & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (9)$$

e

$$\delta(k) = \theta(X(k'), Y(k')) - \theta(X(k), Y(k)) \quad (10)$$

dado que

$$k' = (k + 1) \bmod N \quad (11)$$

Na figura 9 podemos observar a representação gráfica do cálculo do Índice de Poincare;

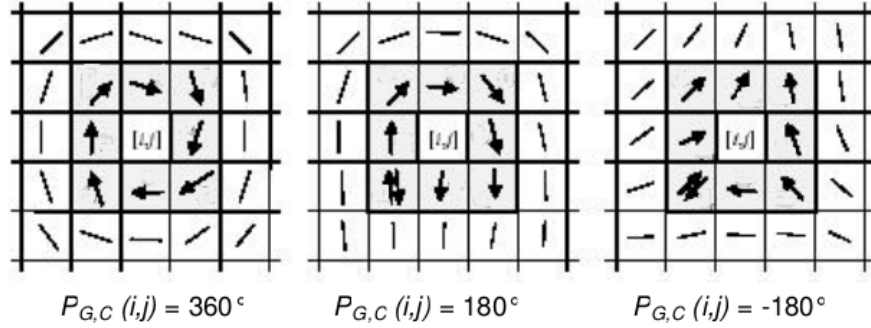


Figura 9: Cálculo do Índice de *Poincare*

Na Figura 9 o ângulo de 360 graus representa um *Loop*, 180 graus um *Core* e -180 graus um *Delta*. Para calcularmos o índice de *Poincare*, selecionamos um bloco central, escolhemos um bloco vizinho como início e calculamos o valor absoluto da diferença de ângulo do bloco  $K$  e  $K+1$ , este valor deve ser menor ou igual a  $\frac{\pi}{2}$ , se o módulo da diferença de ângulo calculado anteriormente for maior que  $\pi/2$  verificamos o sinal, se o valor encontrado for menor que  $\frac{-\pi}{2}$  soma-se  $\pi$  ao valor. Caso contrário, subtrai-se o valor de  $\delta(k)$  de  $\pi$ , guardamos o valor obtido e seguimos para o bloco seguinte sem sobrepormos o bloco anterior. Caso o valor calculado para o índice de *Poincare* seja 0,5 caracterizamos aquela região como um *core*. Ao encontrarmos o valor -0,5 caracterizamos como *delta*.

### 3.2 Extração de Características em [5]

Após a obtenção da imagem “afinada” na etapa de pré-processamento Figura 10.



Figura 10: Imagem pré-processada

Os pontos de terminações e bifurcações são extraídos com o auxílio do conceito de *Condition Number (CN)*. O *CN* de um ponto  $P$  é um valor definido como sendo a metade da soma de diferenças entre pares adjacentes de *pixels* ao longo da vizinhança de um *pixel*  $P$ . Se  $CN(P)$  é igual a 1, esse é um ponto final da crista ou *ridge*, caso  $CN(P)$  seja igual a 3, este é um ponto de bifurcação na crista ou *ridge* [6].

A equação para o cálculo do *CN* para um *pixel* pertencente a crista da imagem é definida como:

$$CN = \frac{\sum_{k=1}^8 |\Gamma(k+1) - \Gamma(k)|}{2} \quad (12)$$

onde

$$\Gamma(p) = \begin{cases} 1, & \text{se } p \text{ pertence ao ridge} \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (13)$$

$k$  representa os oito vizinhos de  $P$  ordenados na direção horária.

A Figura 11 ilustra a marcação das Terminações (vermelho) e Bifurcações (verde).



Figura 11: Imagem marcada

Após a extração das características é realizada outra filtragem para a remoção das minúcias espúrias. Estas minúcias são frequentemente encontradas nas A primeira parte desta filtragem consiste em excluir todas as minúcias pertencentes a extremidade da *fingerprint*. Para isso é criada uma máscara binária (Figura 12(b)) a partir da imagem “afinada” (Figura 12(a)) realizando-se operações morfológicas [7] na mesma cujo resultado podemos observar na Figura 12(c).

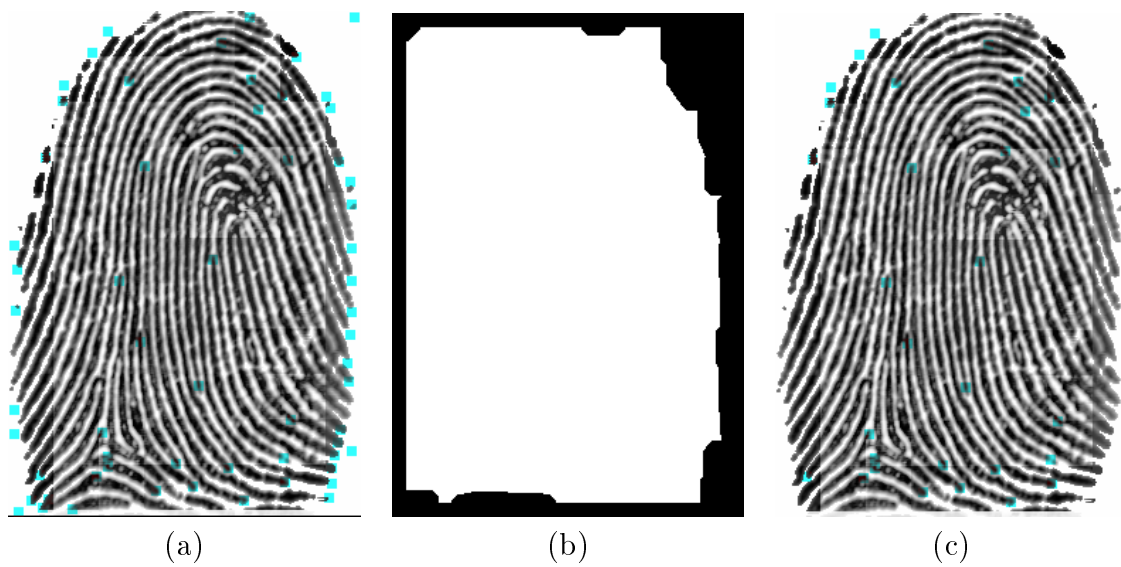


Figura 12: Remoção de minúcias espúrias: (a) Imagem não filtrada (b) Máscara binária (c) Imagem filtrada

## 4 Experimentos

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos na etapa de Pré-Processamento e Extração de Características de [14] e [5] e será avaliada a eficácia do método de [5].

### 4.1 Experimentos realizados em [14]

Nesta seção serão apresentados os resultados obtidos na etapa de Pré-Processamento e Extração de Características do método apresentado por Wang & Wang [14].

#### 4.1.1 Normalização

As imagens abaixo representam o resultado obtido pela normalização para os valores de média( $M$ ) 127 e para os valores da variância( $VAR$ ) 0,1; 0,3; 0,6; 0,8; 1, respectivamente. Como podemos observar valores baixos para o parâmetro da variância (0.1 Figura 13(b)) deixam a imagem mais clara e menos nítida. A medida que os valores da variância aumentam a imagem passa a se tornar nítida, porém, a partir de um determinado valor nenhuma melhora pode ser observada (variância acima de 0,8. Figura 13(f)).

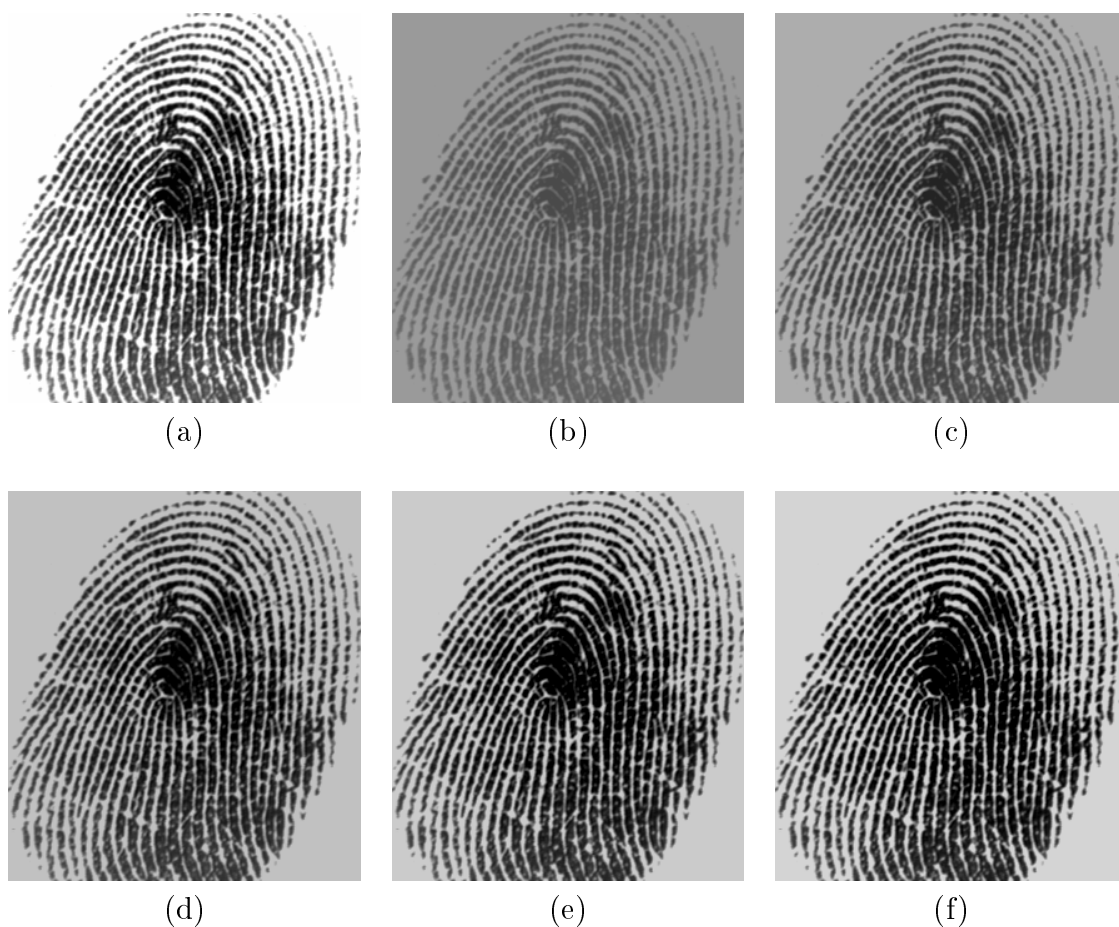


Figura 13: Processo de Normalização. (a) Imagem Original; Imagens normalizadas com  $M = 127$  e variâncias 0,1(b); 0,3(c); 0,6(d); 0,8(e) e 1.0(f), respectivamente.



#### 4.1.2 Suavização

Como mencionado anteriormente, a escolha dos parâmetros adequados para o filtro Gaussiano é crucial para que possamos obter uma imagem não distorcida. Dessa forma os parâmetros devem ser escolhidos levando-se em consideração o tamanho da janela que percorre a imagem e a largura do filtro Gaussiano que é determinado pelo valor de sigma. Para localizar os parâmetros ótimos para o método de suavização foram utilizados para os testes os seguintes valores de  $W$ : 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 23, para os valores de sigma foram definidos em função de  $W$  como  $25\%(\frac{2 \times (w-1)}{8})$ ,  $50\%(\frac{2 \times (w-1)}{8})$  e  $75\%(\frac{3 \times (w-1)}{8})$ . Na Figura 14 podemos observar o efeito da utilização desse filtro, as Figuras 14(c) e 14(d) possuem os melhores resultados ( $w = 9$ ,  $\sigma = 0,3$  e  $0,5$ ) pois remove ruídos da imagem e não as distorce, como podemos observar na Figura 14(f) onde as cristas da impressão digital estão se sobrepondo.

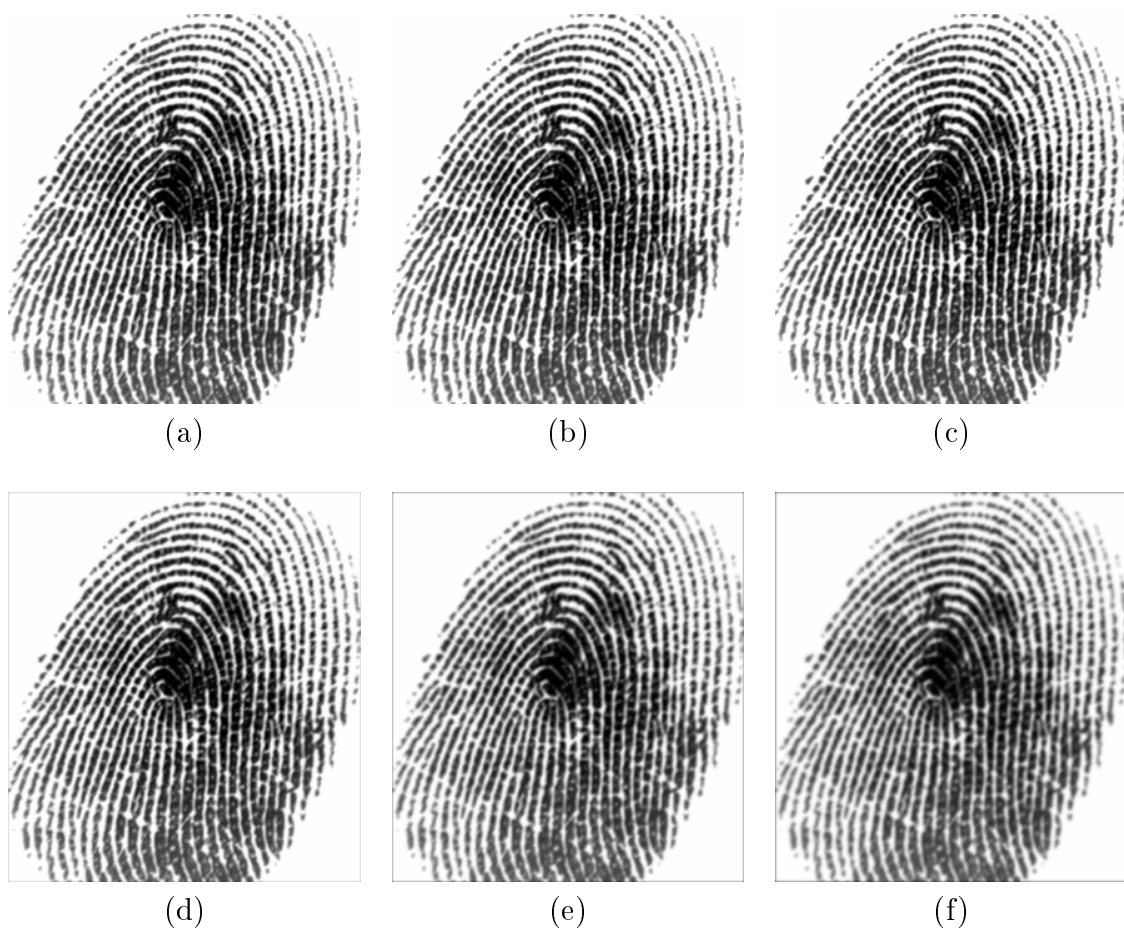


Figura 14: Processo de Suavização. (a) Imagem original Imagens suavizadas: (b)  $W = 9$  e  $\sigma = 0,1$ ; (c)  $W = 9$  e  $\sigma = 0,3$ ; (d)  $W = 9$  e  $\sigma = 0,5$ ; (e)  $W = 9$  e  $\sigma = 0,7$ ; (f)  $W = 9$  e  $\sigma = 0,9$ .

## 4.2 Campo de Orientação e detecção das regiões singulares

Após obtermos o valor ótimo para os métodos da etapa de pré-processamento, calculamos o campo de orientação como pode ser visto na Figura 15(a) e iniciamos a localização das regiões singulares. Para analisarmos os resultados obtidos na localização das regiões singulares *core* e *delta* marcamos a imagem com um bloco de tamanho 3x3 definido ao redor do ponto onde era identificado uma possível região singular. No processo de localização das regiões singulares foram encontrados inúmeros falsos positivos, além dos blocos de *Core* e *Delta* reais como pode ser visto em um exemplo ilustrado na Figura 15(b).

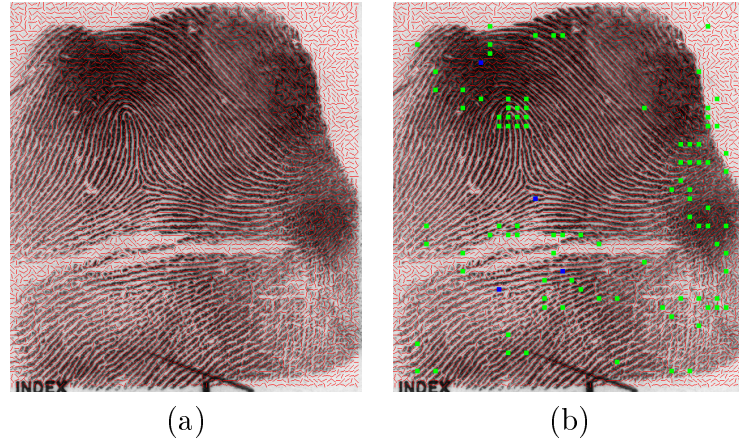


Figura 15: Localização das regiões de singularidade *Delta* e *Core*.

Para diminuirmos a ocorrência de falsos positivos é sugerido por [14] suavizar o campo de orientação utilizando-se o filtro Gaussiano. Este procedimento realmente reduz o número de falsos positivos, porém, apesar disso, não foi possível encontrar o *Core* e *Delta* reais (Figura 16(b)), além disso, após sucessivas iterações o campo de orientação se torna cada vez mais distorcido até o ponto de não conseguirmos localizar nenhum *Core* e *Delta* como podemos observar na Figura 16(c).

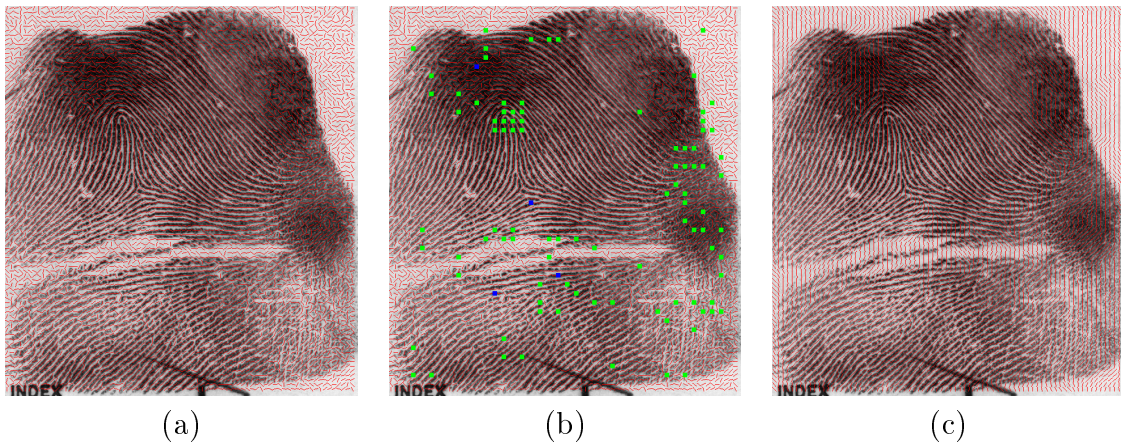


Figura 16: Distorção do campo de orientação após sucessivas iterações.

Dessa forma, procuramos outra maneira de suavizar o campo de orientação para que pudessemos resolver o problema dos falsos positivos. Suavizamos o campo de orientação com o filtro Gaussiano e em seguida utilizamos um filtro conhecido como filtro da moda. Este filtro como o próprio nome indica é baseado no valor da moda. Ele percorre a imagem destacando a cada iteração um bloco de tamanho 3x3, localiza o valor de maior ocorrência e atualiza todo o bloco com esse valor. Caso haja empate é selecionado a primeira direção que ocorreu com maior frequência. Na Figura 17 podemos observar o resultado do procedimento descrito acima.

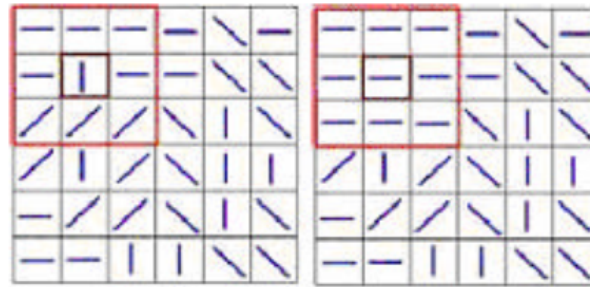


Figura 17: Filtro da Moda

Nas Figuras 18(a) e 18(b) podemos observar a diferença do campo original do campo suavizado com o filtro da Moda.

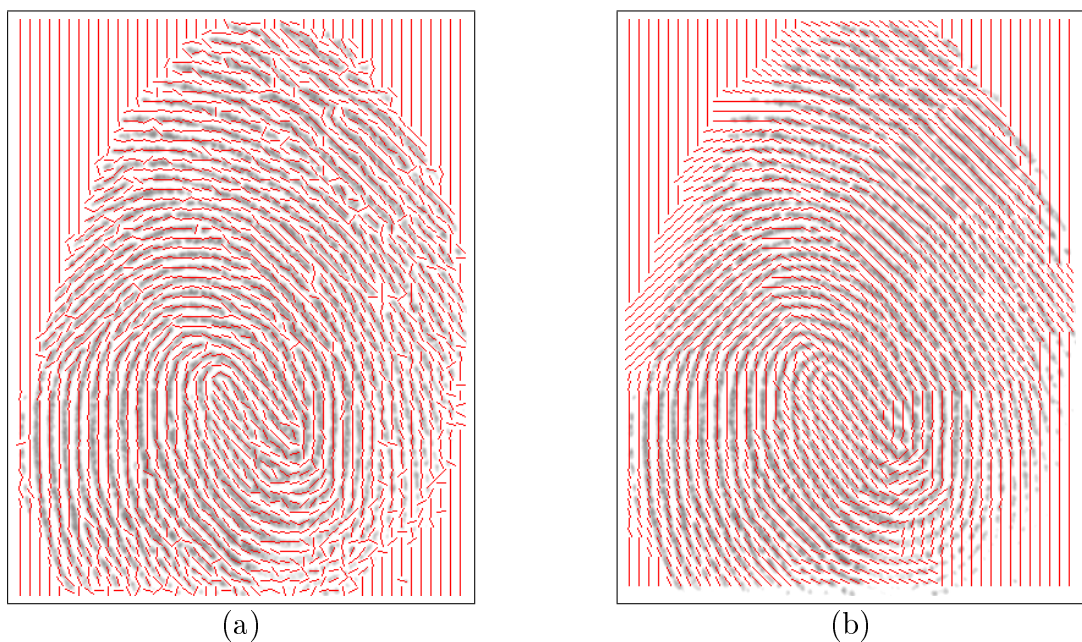


Figura 18: (a) Campo de orientação original. (b) Campo de orientação suavizado pelo filtro da moda.



Uma adaptação do filtro da moda também foi utilizado. Este consiste em substituir apenas o valor central pela moda. Seu funcionamento é similar ao anterior utilizando um bloco 3x3 a cada iteração (Fígura 19(a)). Caso haja empate entre o número de ocorrências de números aumentamos o bloco para 4x4 e assim sucessivamente até que apenas um valor possua maior ocorrência. (Fígura 19(b))

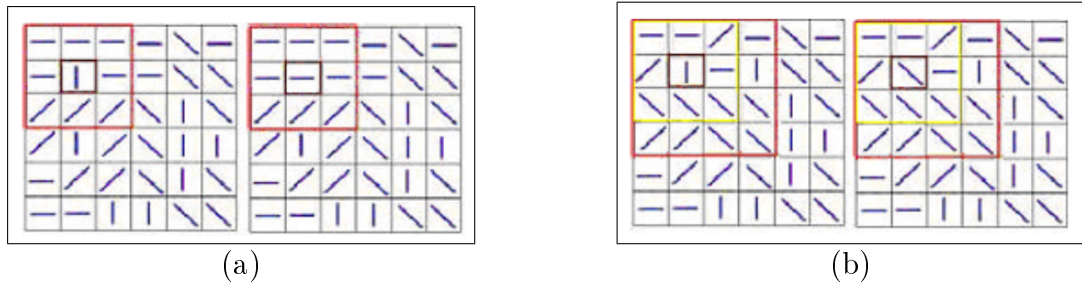


Figura 19: (a)Filtro adaptado. (b)Filtro adaptado desempate.

Nas Fíguas 20(a) e 20(b) podemos observar a diferença do campo original do campo suavizado com o filtro da Moda Central.

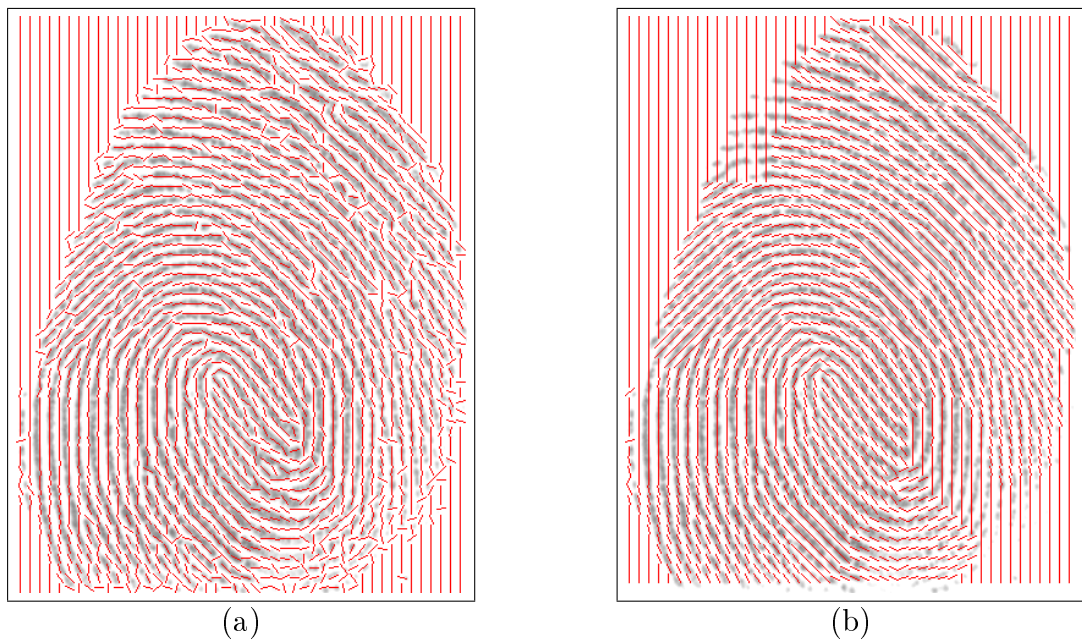


Figura 20: (a)Campo de orientação original. (b)Campo de orientação suavizado pelo filtro da moda central.

Após a aplicação do filtro da Moda observamos uma queda no valor de falsos positivos em relação ao procedimento anterior que utilizava apenas o filtro Gaussiano, porém, após sucessivas iterações chegamos aos mesmos resultados, a distorção do campo de orientação. O mesmo resultado foi observado no filtro da Moda Adaptado.

A localização dos blocos foi então calculada manualmente. A partir disso foi observado que a região que deveria representar o delta se encontrava entre dois blocos con-

secutivos, diante disso foram feitos novos testes levando em consideração a sobreposição de blocos.

Para se determinar os locais de sobreposição, foi utilizado como referência o centro de um bloco 8x8 que é um bloco 2x2, a partir disso obtivemos 4 (quatro) imagens diferentes de campo de orientação (Figura 21). Novamente executamos os passos de localização de *core* e *delta*, mas, ainda assim, não obtivemos o resultado esperado. O *Core* verdadeiro era localizado juntamente com falsos positivos o *delta* era localizado como regiões que não correspondiam de fato ao resultado esperado, seguimos então os passos determinados por [14], suavizar a imagem dos campos de orientação com um valor mais alto para o filtro gaussiano. Após esse procedimento os falsos positivos de *Cores* se reduziram, mas o *Delta* continuava a não ser localizado e ao final o campo de orientação se tornava distorcido, como observado nas outras tentativas, a tal ponto que nenhuma área singular era localizada.

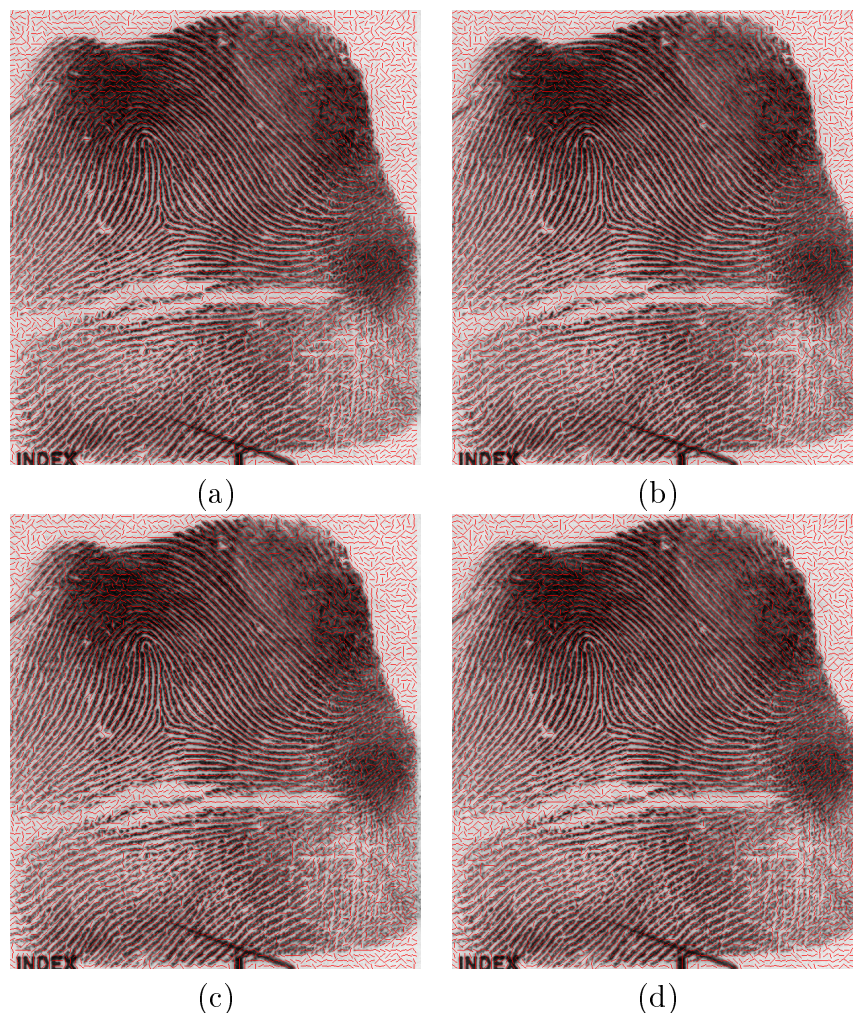


Figura 21: Resultado da Sobreposição de Imagens

### 4.3 Avaliação do Método de Extração de Características

O método avaliado utiliza as Terminações e as Bifurcações como os pontos de interesse. Na tabela 1 indicamos as abreviações utilizadas nas tabelas de dados.

Medida	Descrição
TE	Terminações encontradas.
TNE	Terminações não encontradas
TCB	Terminações caracterizadas como bifurcações.
TESP	Terminações espúrias.
TFP	Terminações falso positivas
BE	Bifurcações encontradas.
BNE	Bifurcações não encontradas.
BCT	Bifurcações caracterizadas como terminações
BESP	Bifurcações espúrias
BFP	Bifurcações falso positivas

Tabela 1: Tabela de abreviaturas

#### 4.3.1 Imagem 102\_6



Figura 22: Imagem 102\_6

Através da análise da Figura ?? e dos dados coletados 23 podemos observar que a maioria das minúcias foram encontradas, porém, o número de falsos positivos e minúcias espúrias se encontra bastante elevado.

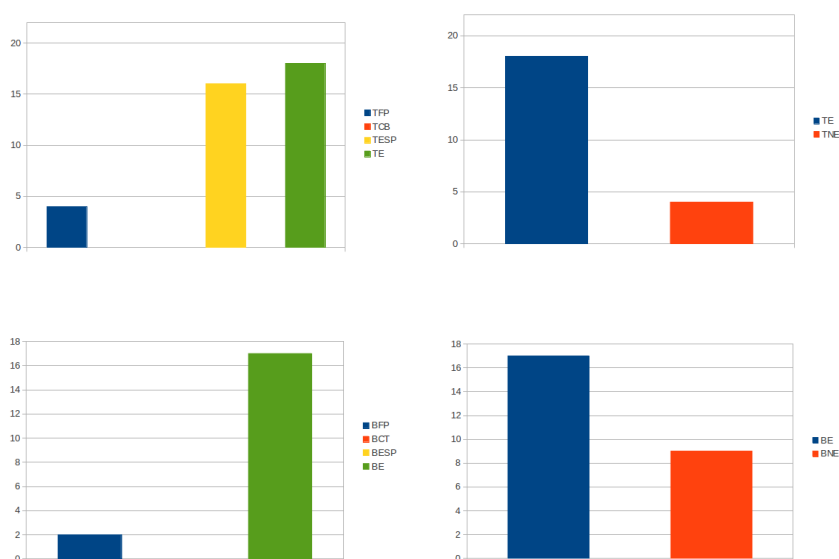


Figura 23: Marcação das características da imagem 102\_6

Imagem	TE	TNE	TFP	TCB	TESP	BE	BNE	BFP	BCT	BESP
102_6	18	4	4	0	5	16	9	2	0	0
103_1	19	1	5	1	5	9	5	1	0	0
104_4	21	2	6	3	1	8	4	4	0	0
104_7	28	7	12	2	5	15	5	25	0	0
106_6	12	0	2	5	2	12	10	4	0	0
107_7	19	6	8	1	2	11	3	1	2	1
10_05	19	5	17	2	16	4	4	5	0	0
10_07	61	8	25	2	11	13	5	5	0	2
10_08	30	5	7	2	20	11	7	12	1	3
101_3	30	5	7	2	20	11	7	12	1	3

Tabela 2: Tabela de caracterização das minúcias

A partir dos dados observados acima, podemos concluir, que o método observado é eficiente, pois, na maioria dos casos o número de minúcias encontradas é superior ao de minúcias não encontradas e apenas em algumas o número de encontradas é igual ao de não encontrados, nunca menor. Podemos perceber também, em algumas instâncias, que o número de falsos positivos e espúrias está muito elevado.

<b>Imagem</b>	<b>TE</b>	<b>TNE</b>	<b>TFP</b>	<b>TCB</b>	<b>TESP</b>	<b>BE</b>	<b>BNE</b>	<b>BFP</b>	<b>BCT</b>	<b>BESP</b>
102_6	81,8%	18,2%	15%	0%	18,51%	64%	36%	11%	0%	0%
103_1	95%	5%	16,13%	3,22%	16,13%	64,29%	35,71%	10%	0%	0%
104_4	91,30%	8,70%	19,35%	9,78%	3,22%	66,67%	33,33%	33,33%	0%	0%
104_7	80%	20%	25,53%	4,25%	10,63%	78,94%	26,31%	62,50%	0%	0%
106_6	100%	0%	9,52%	23,80%	9,52%	54,54%	45,46%	25%	0%	50%
107_7	76%	24%	26,67%	3,33%	6,67%	78,57%	21,42%	6,67%	13,33%	6,67%
10_05	79,16%	20,83%	31,48%	3,70%	29,62%	50%	50%	55,55%	0%	0%
10_07	88,40%	25,52%	2,2%	11,11%	29,62%	72,22%	28,78%	25%	0%	10%
10_08	85,71%	14,29%	11,86%	3,38%	33,89%	61,11%	38,89%	44,44%	3,7%	11,11%
101_3	85,71%	14,29%	11,86%	3,38%	33,89%	61,11%	38,89%	44,44%	3,7%	11,11%
Média	86,21%	13,79%	19,67%	4,45%	16,39%	66,01%	33,99%	34,70%	1,76%	3,52%

Tabela 3: Valores percentuais da Tabela 2

## 5 Conclusão

Neste trabalho foram estudou-se, implementou-se e avaliou-se métodos de pré-processamento e extração de características, os pontos singulares *Delta* e *Core* não foram detectados apesar das inúmeras tentativas. Na etapa de pré-processamento de [5] observou-se a necessidade de um método mais robusto para a otimização da imagem e consequentemente a redução de minúcias espúrias e falso positivas. Futuramente será verificado se estas de fato interferem no reconhecimento e será desenvolvido um método de *matching* ou casamento.



## 6 Apêndice

Nesta seção serão apresentados os demais resultados dos experimentos do método de extração de características de [5].

### 6.0.2 Imagem 103\_1



Figura 24: Imagem 103\_1

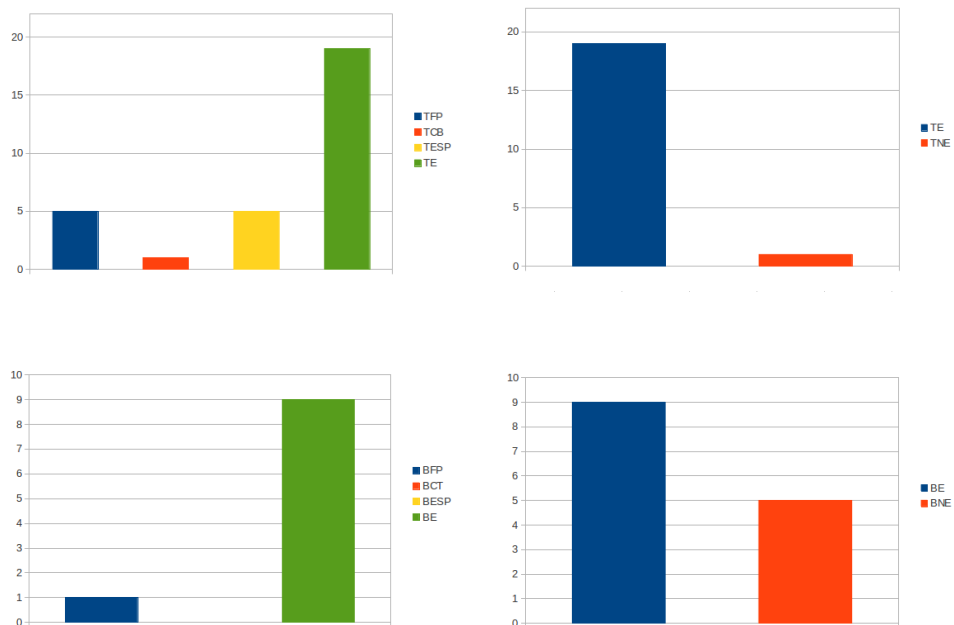


Figura 25: Marcação das características da imagem 103\_1

6.0.3 Imagem 104\_4

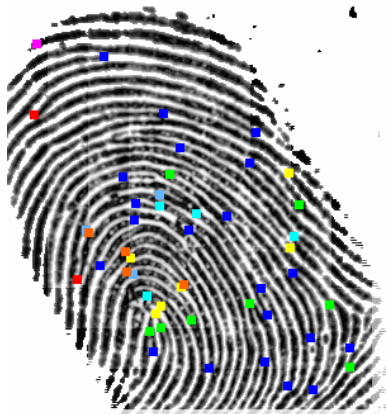


Figura 26: Imagem 104\_4

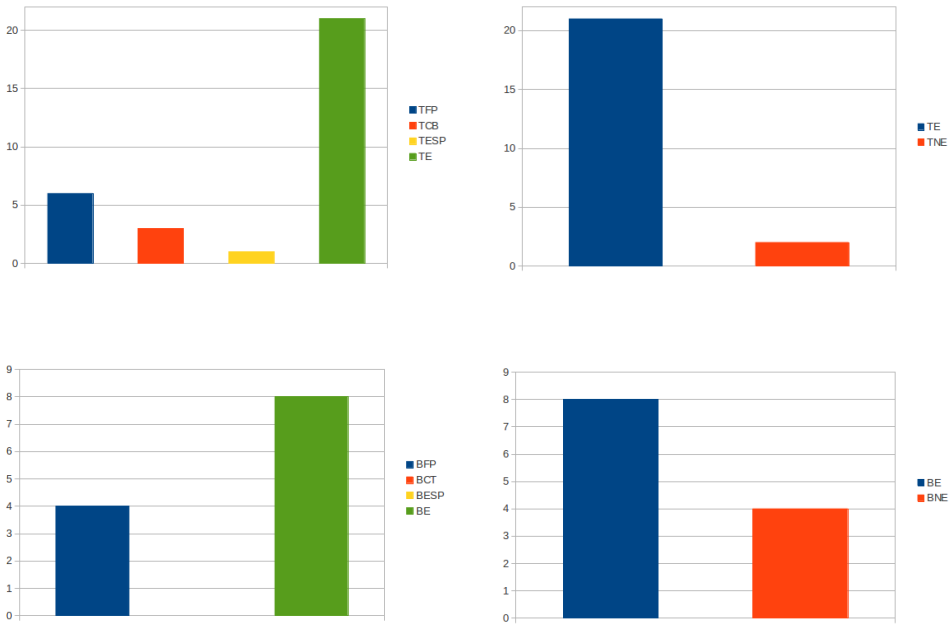


Figura 27: Marcação das características da imagem 104\_4

6.0.4 Imagem 104\_7

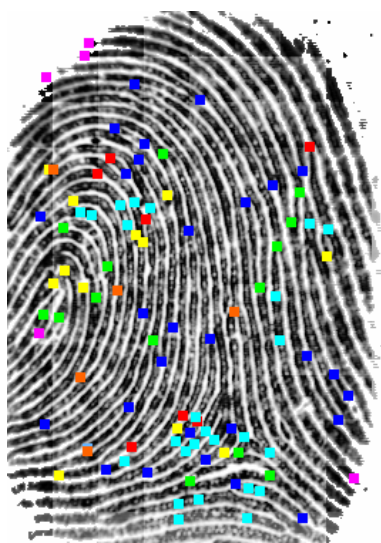


Figura 28: Imagem 104\_7

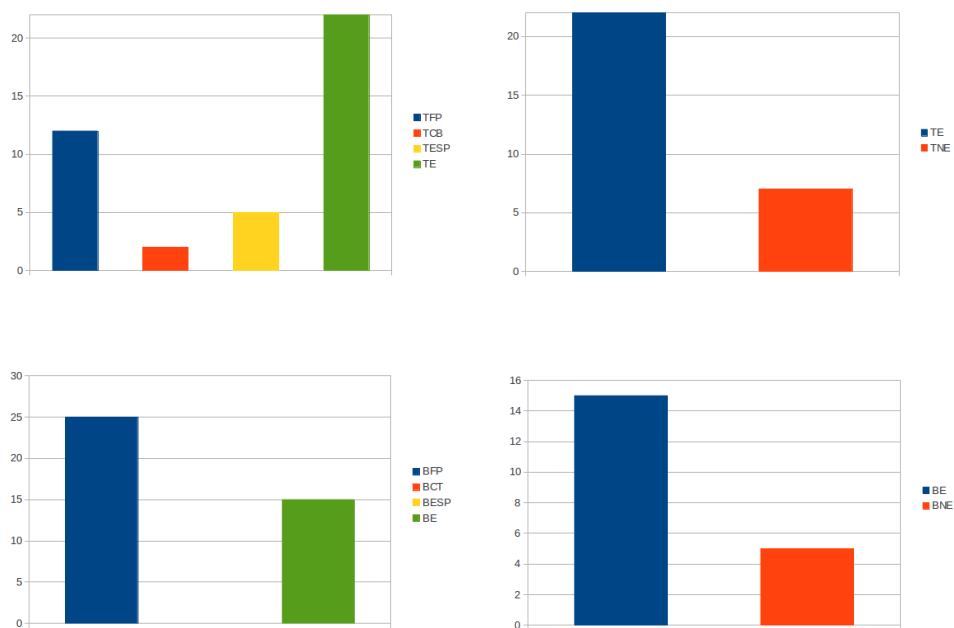


Figura 29: Marcação das características da imagem 104\_7

## 6.1 Imagem 106\_6



Figura 30: Imagem 106\_6

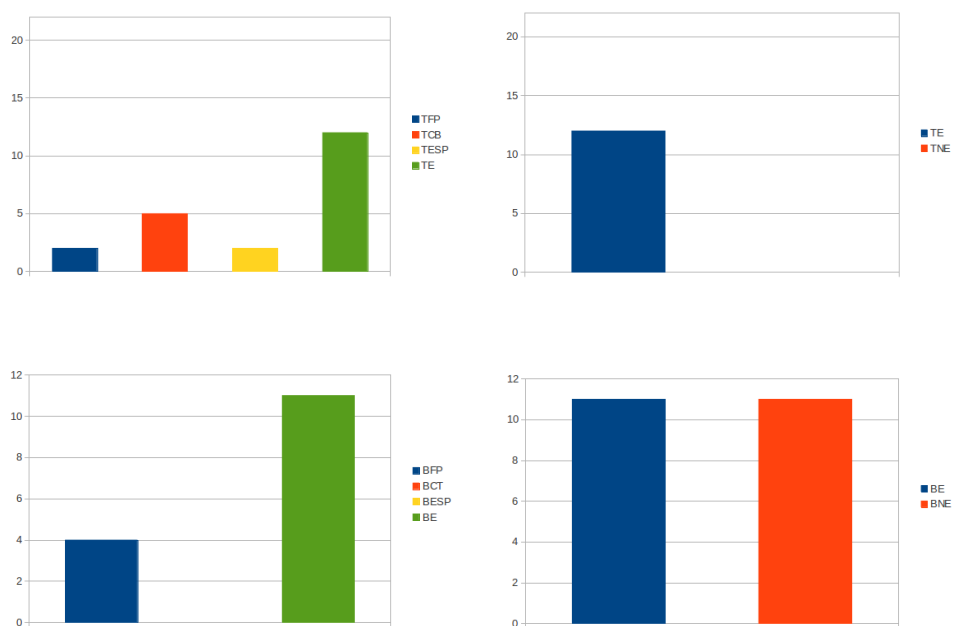


Figura 31: Marcação das características da imagem 106\_6

6.2 Imagem 107\_7

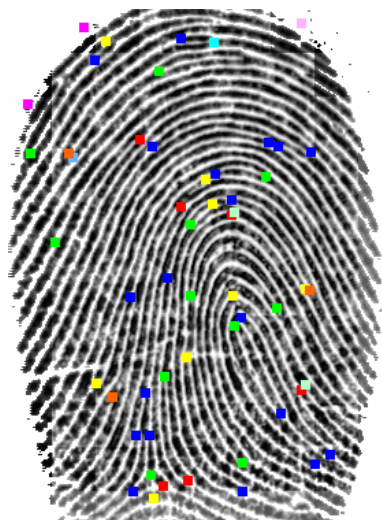


Figura 32: Imagem 107\_7

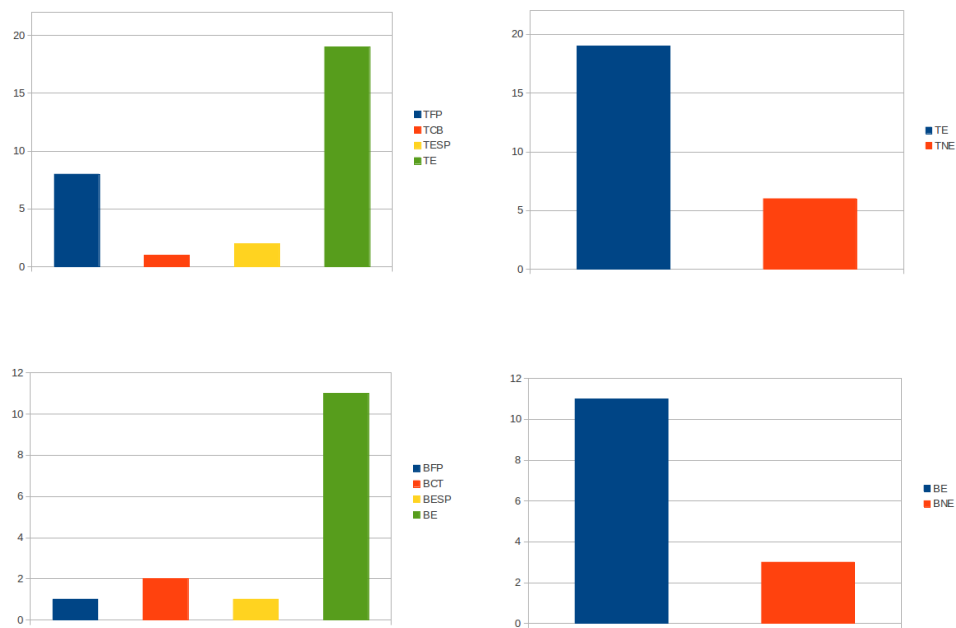


Figura 33: Marcação das características da imagem 107\_7

6.2.1 Imagem imlote 10\_05



Figura 34: Imagem 10\_05

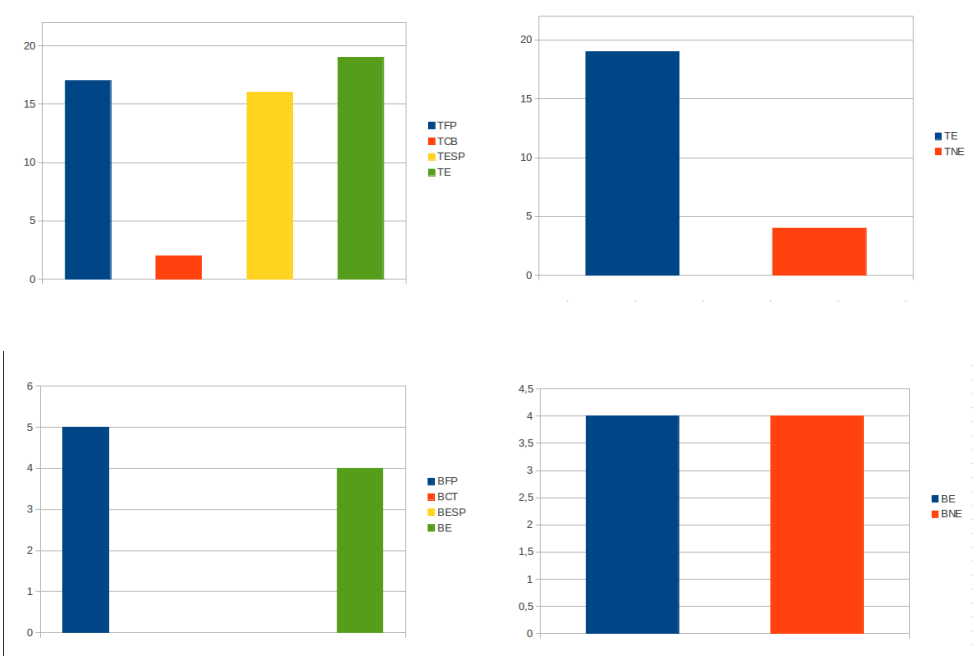


Figura 35: Marcação das características da imagem 10\_05

6.2.2 Imagem imlote 10\_07

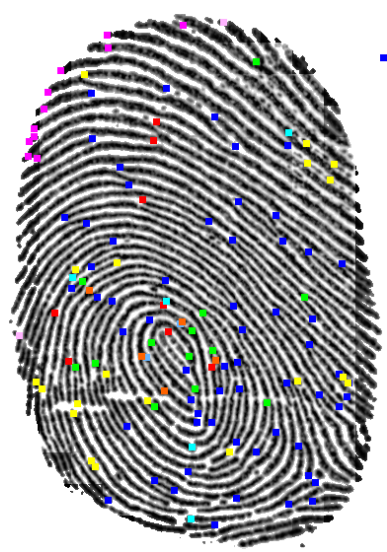


Figura 36: Imagem 10\_07

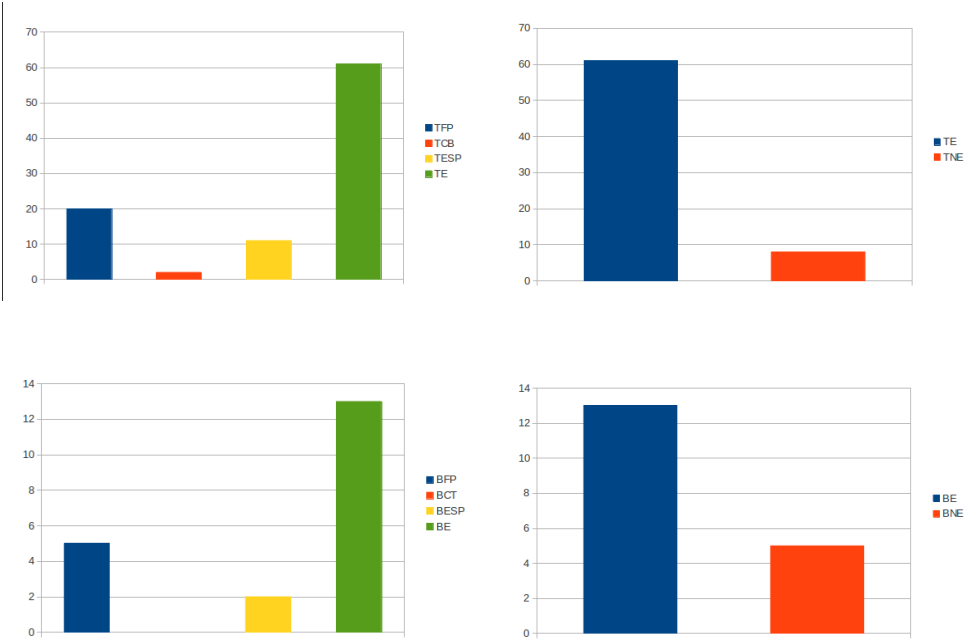


Figura 37: Caracterização das Minúcias da Imagem 10\_07

6.2.3 Imagem imlote 10\_08

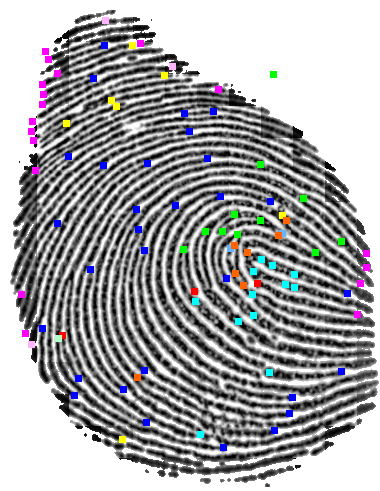


Figura 38: Imagem 10\_08

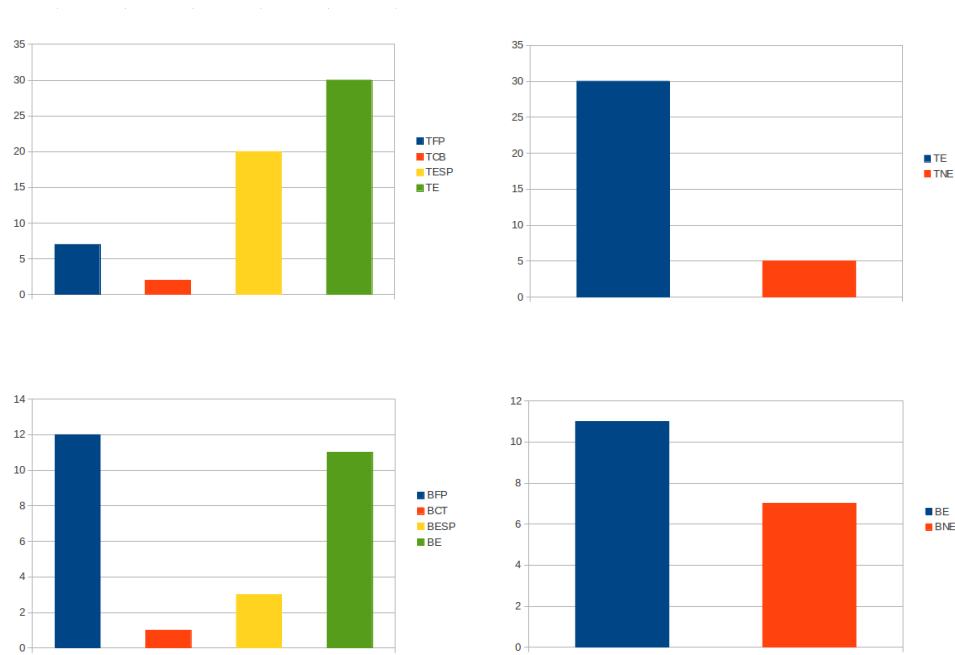


Figura 39: Marcação das características da imagem 10<sub>08</sub>



6.2.4 Imagem 101\_3



Figura 40: Imagem 101\_3

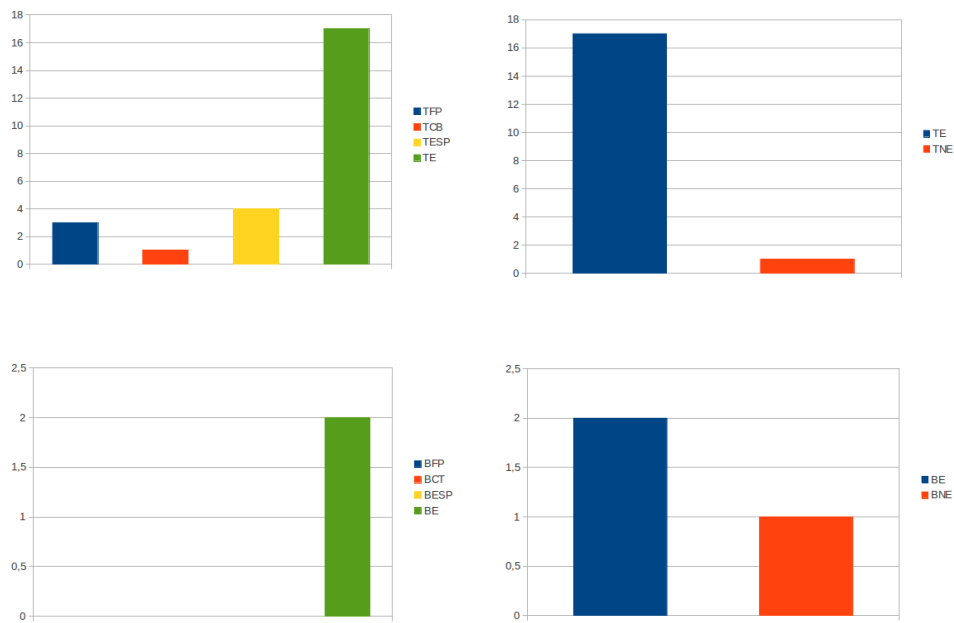


Figura 41: Marcação das características da imagem 101\_3

## Referências

- [1] R. Bolle A. Jain, L. Hong. On-line fingerprint verification. *IEEE*, 19(1):302–314, 1997.
- [2] Edinéia Aparecida dos Santos. Utilização de equações diferenciais parciais no tratamento de imagens orbitais. Master thesis, UNESP - Universidade Estadual Paulista, PPGCC - Programa de Pós-Graduação em Ciências Cartográficas, 2002.
- [3] Jianjiang Feng. Combining minutiae descriptors for fingerprint matching. *Pattern Recognition*, 41(1):342–352, 2008.
- [4] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Prentice Hall, 3 edition, 2008.
- [5] Pedro Ribeiro Mendes Júnior, Antonio Carlos de Nazaré Júnior, and David Menotti. Autenticação de fingerprints. pages 1–6.
- [6] Manvjeet Kaur, Mukhwinder Singh, Akshay Girdhar, and Parvinder S. Sandhu. Fingerprint verification system using minutiae extraction technique. *World Academt Science, Engineering and Technology*, 46(1):497–502, 2008.
- [7] S. Kim, D. Lee, and J. Kim. Algorithm for detection and elimination of false minutiae in fingerprint images. In J. Bigun and F. Smeraldi, editors, *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, volume 2091 of Lecture Notes in Computer Science*, pages 235–240. Springer Berlin / Heidelberg, 2001.
- [8] Mark Maguire. The birth of biometric security. *Anthropology Today*, 25(2):9–15, 2009.
- [9] Davide Maltoni, Dario Maio, Anil K. Jain, and Salil Prabhakar. *Handbook of Fingerprint Recognition*. Springer, 2 edition, 2009.
- [10] The MathWorks. Image processing toolbox user’s guide, 2010.
- [11] New York State Division of Criminal Justice Services. The Bertillon System. [http://www.criminaljustice.ny.gov/ojis/history/bert\\_sys.htm/](http://www.criminaljustice.ny.gov/ojis/history/bert_sys.htm/). último acesso em: 31 de março de 2012.
- [12] N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1):377–393, 1979.
- [13] Jean Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, 1 edition, 1983.
- [14] Sen Wang and Yangsheng Wang. Fingerprint enhancement in the singular point area. *IEEE Signal Processing Letters*, 11(1):16–19, 2004.
- [15] James Wayman, Anil Jain, Davide Maltoni, and Dario Maio. *Biometric Systems Technology, Design and Performance Evaluation*. Springer, 2 edition, 2009.