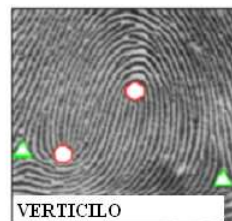
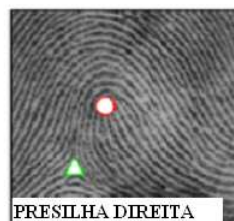
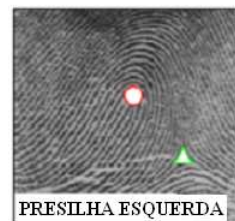
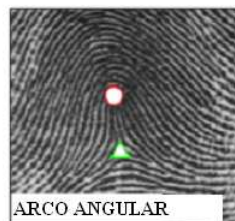


Classificação de Impressões Digitais



Aluno: Alvaro Toshiyuki Mizobuchi Junior

Monografia para Conclusão de Curso

Orientador: Prof. Dr. Marco Antônio Piteri

Presidente Prudente

2011

Alvaro Toshiyuki Mizobuchi Junior

Classificação de Impressões Digitais

Monografia apresentada ao Departamento de Matemática, Estatística e Computação (DMEC), da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, como requisito para conclusão do curso de Bacharelado em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Marco Antônio Piteri

Presidente Prudente

2011

Termo de Aprovação

Alvaro Toshiyuki Mizobuchi Junior

Classificação de Impressões Digitais

Monografia aprovada como requisito parcial para conclusão do curso de Bacharelado em Ciência da Computação, da Faculdade de Ciências e Tecnologia/UNESP, pela seguinte banca examinadora:

Prof. Dr. Marco Antônio Piteri
UNESP - FCT Presidente Prudente

Prof. Dr. Aylton Pagamisse
UNESP - FCT Presidente Prudente

Prof. Dr. Messias Meneguette Junior
UNESP - FCT Presidente Prudente

Presidente Prudente, 11 de agosto de 2011

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por tudo que Ele tem me proporcionado ao longo da vida, estando sempre comigo, me protegendo e me indicando os melhores caminhos a serem seguidos.

Também aos meus pais Alvaro e Marlene, pelo apoio nos momentos difíceis e por terem sempre investido muito na minha formação durante todos esses anos de vida.

Ao meu padrinho Edison e minha madrinha Paula, pelos conselhos dados nos momentos de dúvida, principalmente no âmbito profissional.

Aos meus amigos da faculdade, em especial do curso de Ciência da Computação, que me proporcionaram viver, sem sombra de dúvidas, os melhores anos da minha vida.

Ao professor e orientador Marco Antônio Piteri, pelo conhecimento compartilhado e pela orientação dada, tornando possível o desenvolvimento deste trabalho de monografia.

Resumo

As características biométricas têm sido utilizadas cada vez mais como forma de identificação de um indivíduo, principalmente por motivos de segurança. Dentre elas, a impressão digital é a característica biométrica mais utilizada em todo o mundo por ser relativamente simples e muito eficiente.

Diante deste cenário, houve um aumento expressivo no tamanho das bases de dados contendo informações sobre as impressões digitais, necessárias para realizar o reconhecimento de um sujeito. Assim, a tarefa de classificá-las previamente tornou-se extremamente importante, já que reduz drasticamente a dimensão do problema durante uma busca, não sendo necessário percorrer toda essa base de dados.

Considerando a sua importância, nos últimos trinta anos, muitas técnicas foram desenvolvidas para se tentar aumentar a eficiência do processo de classificação. Neste projeto seguiu-se a abordagem *baseada em regras* e foi utilizado o *Software Development Kit* (SDK) *Verifinger* 6.1 para auxiliar na detecção de núcleos e deltas. Adicionalmente, também foi implementado a classificação por meio do mapa direcional e do cálculo do Índice de Poincaré. Para a realização dos experimentos, foi feito uso da base de dados número quatro do *National Institute of Standards and Technology* (NIST), que é um padrão da área.

Palavras-chave:

- Biometria;
- Reconhecimento de padrões;
- Detecção de núcleos e deltas;
- Processamento de imagens;
- Visão computacional;
- Classificação de impressões digitais.

Abstract

The biometric characteristics have been used increasingly as a way to identify an individual, mainly for security reasons. Among them, the fingerprint is the most used biometric characteristic around the world, because it is relatively simple and very efficient.

In this scene, there was a significant increase in the size of databases containing information on fingerprints, necessary to perform the recognition of a person. The task of classifying them beforehand has become extremely important as it reduces dramatically the size of the problem during a search, because it is not necessary to go through the whole database.

Considering its importance, in the last thirty years, many techniques have been developed to try to increase the efficiency of the classification process. This project followed the rules-based approach and the Software Development Kit (SDK) VeriFinger 6.1 was used to assist in the detection of cores and deltas. Additionally, the classification was also implemented by means of directional map and the Poincaré index. To make the experiments, the number four database from the National Institute of Standards and Technology (NIST) was used, which is a standard in this area.

Keywords:

- Biometrics;
- Pattern recognition;
- Detection of cores and deltas;
- Digital image processing;
- Computer Vision;
- Fingerprint classification.

Lista de Tabelas

1	Comparação das características biométricas em relação aos requisitos básicos.	p. 19
2	Quantidade de impressões digitais de acordo com a classificação primária e secundária.	p. 71
3	Resultado gerado utilizando somente imagens com um rótulo de classificação.	p. 73
4	Resultado produzido utilizando imagens com dois rótulos de classificação.	p. 74
5	Números gerais produzidos pelo sistema utilizando a base de dados completa.	p. 75

Lista de Figuras

1	Esquema dos processos: (a) Verificação; (b) Identificação; (c) Armazenamento.	p. 22
2	Possíveis situações em um processo de identificação/verificação.	p. 26
3	Caixa eletrônico do banco Bradesco, equipado com leitor da palma da mão.	p. 27
4	Estruturas de cristas e vales de uma impressão digital.	p. 29
5	Representação do núcleo e do delta em uma impressão digital.	p. 30
6	Representação da área padrão e dos tipos de linha em uma impressão digital.	p. 30
7	Atributos de natureza geométrica das minúcias.	p. 31
8	Tipos de minúcias: (a) Terminação; (b) Bifurcação; (c) Lago; (d) Ilha; (e) Crista independente; (f) Espora; (g) Cruzamento.	p. 32
9	(a) Minúcias do tipo terminação; (b) Minúcias do tipo bifurcação.	p. 32
10	Classificação de Johannes Purkinje.	p. 34
11	Sistema de classificação proposto por Henry.	p. 36
12	Matching das minúcias: (a) Minúcias extraídas de um <i>template</i> armazenado; (b) Detecção das minúcias da imagem de entrada; (c) Sobreposição das minúcias; (d) Detecção dos pares de pontos correspondentes.	p. 37
13	Alguns modelos de leitores biométricos para impressões digitais existentes no mercado.	p. 38
14	Processo de formação da imagem em um leitor deslizante.	p. 39
15	Exemplo de um <i>multi-finger scanner</i>	p. 41
16	Características de cada uma das classes do sistema de Henry.	p. 42
17	Exemplo da Binarização: (a) Imagem original; (b) Imagem binarizada.	p. 50

18	Filtro de contraste: (a) Imagem original; (b) Imagem após aplicação do filtro.	p. 51
19	Janela 3x3 centrada no pixel de interesse P1.	p. 51
20	Exemplo de uma matriz 3x3 com três padrões 0-1, indicados pelas setas.	p. 53
21	<i>Thinning</i> : (a) Imagem original; (b) Imagem processada.	p. 53
22	Esquematização da arquitetura do sistema.	p. 55
23	Ilustração da interface inicial do Sistema Principal.	p. 56
24	Ilustração da classificação individual de uma impressão digital por meio da utilização do SDK.	p. 58
25	Exemplos de impressões digitais e seus respectivos mapas direcionais.	p. 59
26	Ilustração da interface para classificação em grupo.	p. 60
27	Resultado gerado pela classificação das impressões digitais.	p. 60
28	(a) Máscara 9x9 centrada no pixel (i,j); (b) Oito possíveis direções do pixel central.	p. 62
29	(a) Imagem direcional original, dividida em blocos de tamanho 3x3; (b) Imagem direcional suavizada por meio do cálculo estatístico da Moda.	p. 63
30	Máscara 5x5 centrada no pixel (i,j) e as quatro possíveis direções do pixel central, propostos pela referência (BALLAN; SAKARYA; EVANS, 1997).	p. 64
31	Exemplos de cálculos do Índice de Poincaré.	p. 66
32	Ângulo utilizado para classificar impressões digitais com um núcleo e um delta.	p. 67
33	Fluxograma referente ao processo de classificação de impressões digitais.	p. 68
34	Modelagem do banco de dados.	p. 70
35	Duas imagens distintas referentes à mesma impressão digital.	p. 71
36	Ilustração da interface do Sistema de Apoio.	p. 72
37	Exemplos de impressões digitais de baixa qualidade pertencentes à classe arco angular.	p. 74

Sumário

1	Introdução	p. 11
1.1	Justificativa e Relevância do Tema	p. 11
1.2	Objetivos do Trabalho	p. 13
1.3	Organização do Trabalho	p. 13
2	Fundamentação Teórica	p. 15
2.1	Biometria	p. 15
2.1.1	Sistemas Biométricos	p. 19
2.1.2	Erros e Fraudes	p. 24
2.1.3	Aplicações	p. 26
2.2	Impressões Digitais	p. 28
2.2.1	Aspectos Históricos	p. 33
2.2.2	<i>Matching</i>	p. 37
2.2.3	Leitores Biométricos	p. 38
2.2.4	Classificação	p. 41
3	Implementação	p. 48
3.1	Materiais	p. 48
3.2	Processamento de imagens	p. 49
3.2.1	Binarização	p. 49
3.2.2	Filtro de contraste	p. 50
3.2.3	<i>Thinning</i> (Afinamento)	p. 51

3.3	<i>Software Development Kit - SDK</i>	p. 54
3.4	Sistema Principal	p. 55
3.4.1	Classificação individual	p. 57
3.4.2	Classificação em Grupo	p. 58
3.4.3	Processo de Classificação	p. 61
3.5	Banco de Dados - MySQL	p. 68
3.6	Banco de Imagens	p. 70
3.7	Sistema de Apoio	p. 72
3.8	Experimentos e Resultados	p. 72
4	Conclusões e Trabalhos Futuros	p. 76
4.1	Trabalhos Futuros	p. 78
4.1.1	Melhoramento de imagens de impressões digitais	p. 78
4.1.2	Detecção de núcleos e deltas	p. 79
4.1.3	Outros métodos de classificação	p. 79
4.1.4	Extração de minúcias	p. 79
4.1.5	Verificação e/ou identificação de impressões digitais	p. 80
	Referências	p. 81

1 *Introdução*

Atualmente, a questão da segurança tem se tornado um dos temas mais preocupantes em todo o planeta. Os objetos que as pessoas possuem, como chaves e cartões ou ainda, o seu conhecimento, como as senhas, estão se tornando métodos cada vez menos eficientes para garantir a segurança desejada e, por isso, vem sendo substituídas, aos poucos, pelo uso de características biométricas que permitem identificar eficientemente um indivíduo de forma única.

No universo de características biométricas fisiológicas e comportamentais (geometria da mão, reconhecimento da face, identificação pela íris ou retina, DNA, voz, assinatura, andar, etc), as impressões digitais se destacam e são responsáveis por mais de 60% do mercado mundial de segurança baseado em biometria. Em grande parte, isso se deve ao fato de que a tecnologia associada pode ser implementada em equipamentos de baixo custo e seu reconhecimento é relativamente simples e muito eficiente. Instituições brasileiras como a UNIMED e o Departamento Estadual de Trânsito (DETRAN), utilizam-se do reconhecimento de impressões digitais em suas atividades para a identificação de indivíduos. No âmbito internacional, a instituição mais conhecida é o *Federal Bureau of Investigation* (FBI), que possui mais de 100 milhões de impressões cadastradas em sua base digital.

1.1 **Justificativa e Relevância do Tema**

Durante um certo tempo, as impressões digitais eram possíveis de serem coletadas somente com o uso de tinta e armazenadas em fichas de papel. Dependendo da quantidade de impressões digitais coletadas, essas fichas ocupavam um enorme espaço físico, dificultando posteriormente a manipulação e consulta destes documentos. Com a introdução do computador e, conseqüentemente, a digitalização do processo associado ao uso de Banco de Dados, ficou muito mais simples armazenar essas impressões digitais na forma de imagens. Além da forma de armazenamento, as tarefas de identificação e reconhecimento dessas impressões digitais também ficaram muito mais rápidas, práticas e eficientes.

Neste novo cenário, classificar impressões digitais se tornou uma tarefa de extrema importância, principalmente em situações em que a base de dados é muito grande e, com isso, a comparação dessas imagens, uma a uma, para o reconhecimento de um indivíduo é um processo muito lento e pouco eficiente.

Ao longo do tempo, diferentes sistemas de classificação foram desenvolvidos. Um deles, propõe que todas as impressões digitais possam ser reduzidas a apenas três classes principais: presilhas (*loops*), arco (*arch*) e verticilo (*whorls*), que por sua vez podem ser divididas em subclasses. É interessante observar ainda que entre 60-65% da população humana possui um padrão do tipo presilha, entre 30-35% do tipo verticilo e, o restante, aproximadamente 5%, possui digitais que obedecem a um padrão do tipo arco. Este fato é de suma importância no processo de classificação, na medida em que o uso destas informações permite reduzir a dimensionalidade do problema de busca.

Quando se consegue classificar as impressões digitais e enquadrá-las dentro de um determinado tipo, a quantidade de comparações é reduzida drasticamente, uma vez que a busca para o reconhecimento é feita somente dentro de um grupo de indivíduos, cujas digitais são do mesmo tipo da digital a ser comparada. Em outras palavras, se a etapa de identificação for precedida de uma fase de classificação, o processo como um todo ganha mais eficiência e tem, portanto, sua performance melhorada.

Considerando a importância dessa temática, nas últimas três décadas, dezenas de técnicas têm surgido na literatura com o propósito de realizar a classificação de impressões digitais. Em linhas gerais, estes métodos podem ser categorizados nas seguintes abordagens: Regras, Estruturais, Estatísticas, Sintáticas, Redes Neurais e Classificadores Múltiplos.

O estudo aqui proposto é altamente transversal e intercepta várias áreas do conhecimento humano, como a Matemática, Estatística e Computação. Além disso, dentro da própria ciência da computação, faz-se uso de um conjunto de técnicas originadas em diferentes campos, como por exemplo: Visão e Geometria Computacional, Processamento Digital de Imagens e Reconhecimento de Padrões, permitindo que o aluno possa através deste trabalho, verificar a importância de estudos multidisciplinares e ao mesmo tempo, ter uma visão mais alargada de seu curso.

1.2 Objetivos do Trabalho

Este projeto tem como objetivo geral estudar as diferentes técnicas existentes para o problema de classificação de impressões digitais, com o propósito de elaborar o protótipo de um sistema de *software* a ser implementado em C#, cuja funcionalidade principal é a de classificar a imagem de uma impressão digital arbitrária em uma das classes consideradas, seguindo o sistema proposto por Henry. Para a consecução destes objetivos, o trabalho foi sistematizado nas seguintes fases:

1. Iniciar estudos gerais de fundamentação teórica na área de biometria, reconhecimento de padrões e processamento digital de imagens;
2. Estudar aspectos históricos relacionados aos métodos de classificação, com maior ênfase aos métodos mais aceitos atualmente;
3. Desenvolver o protótipo de um sistema computacional que seja capaz de analisar e classificar de forma completamente automática uma impressão digital entre as várias classes existentes. Esta tarefa será realizada com o uso da linguagem C# na Plataforma .NET;
4. Comparar os resultados obtidos a partir do sistema com resultados previamente conhecidos, verificando a taxa de erros e acertos da implementação realizada, objetivando a sua validação e possíveis melhorias.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho de monografia está organizado em quatro capítulos, sendo este primeiro contendo uma breve introdução ao assunto, além da justificativa e relevância do tema e também os objetivos gerais que visa atingir.

No Capítulo 2 é feita uma apresentação de toda a fundamentação teórica necessária para o entendimento do processo de classificação de impressões digitais, como por exemplo, conceitos gerais de biometria, sistemas biométricos e suas aplicações.

O Capítulo 3 discute o protótipo do sistema que foi desenvolvido. É feita uma apresentação e uma descrição detalhada da maneira como o protótipo foi elaborado incluindo, por exemplo, as técnicas que foram utilizadas e as funcionalidades existentes. São descritos também os experimentos que foram realizados e, no final, é apresentado os resultados obtidos.

No último capítulo, é feita uma conclusão com base na análise dos resultados obtidos por meio dos experimentos. Também são apresentadas algumas sugestões para trabalhos futuros passíveis de serem desenvolvidos a partir da continuidade dos trabalhos iniciados nesta monografia.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo, serão abordados os principais conceitos associados ao processo de classificação de impressões digitais, que são fundamentais para a sua compreensão. Primeiramente, será discutido temas de abrangência mais ampla como biometria e sistemas biométricos em geral e, depois dessa abordagem contextual, entraremos especificamente nas impressões digitais e, por fim, nos principais sistemas de classificação existentes.

2.1 Biometria

A palavra biometria é formada pela junção dos termos gregos: bio (vida) + métron (medida), isto é, é o ramo da ciência que estuda a identificação dos seres humanos a partir das suas características biológicas, sendo elas, de natureza fisiológica ou comportamental.

As características de origem fisiológica normalmente surgem com o ser humano, como parte de sua estrutura física, e dificilmente se alteram durante a vida. Por outro lado, as de natureza comportamental são definidas pela forma de uso, e podem ser modificadas pelo ser humano ou com o decorrer do tempo.

Como identificadores fisiológicos, podemos citar o reconhecimento do indivíduo a partir de propriedades únicas obtidas por meio da geometria da mão, orelha, retina, íris, face, DNA, impressões digitais, entre outros, sendo este último o mais amplamente utilizado. Por outro lado, voz, assinatura, modo de andar, são exemplos de identificadores comportamentais. Apesar dessa distinção, muitos desses exemplos são ao mesmo tempo, de natureza fisiológica e comportamental. Podemos citar como exemplo, as impressões digitais, que fazem parte do grupo de identificadores fisiológicos, porém, a maneira como o indivíduo coloca seu dedo para que a impressão digital seja coletada, é uma característica comportamental (MALTONI et al., 2009).

Independentemente de qual seja, todas as características biométricas devem atender a sete requisitos básicos, que são descritos a seguir (JAIN; ROSS; PRABHAKAR, 2004):

Universalidade: todos os indivíduos devem possuir tal característica;

Permanência: a característica deve permanecer inalterada durante todo o tempo de vida do indivíduo;

Exclusividade: a característica deve ser capaz de identificar unicamente um indivíduo;

Coletabilidade: característica deve ser fácil de se obter/extrair;

Aceitabilidade: não deve haver resistência por parte dos indivíduos para a coleta da característica;

Performance: a característica deve ser capaz de fornecer elementos métricos que permitam fazer um reconhecimento do indivíduo de forma correta, rápida e sem utilizar recursos em excesso;

Circunvenção: característica deve propiciar certo grau de segurança, isto é, não pode ser fraudado facilmente.

Nenhuma das características biométricas é perfeita, todas elas possuem pontos positivos e também negativos. A escolha de qual delas utilizar vai depender do tipo de aplicação e dos resultados que se deseja obter (MALTONI et al., 2009).

As impressões digitais possuem, de maneira geral, bons índices relacionados a cada um dos sete requisitos essenciais. Na sequência, é feita uma descrição geral de outras importantes características biométricas em relação aos requisitos enumerados.

Íris: baseado na leitura de anéis coloridos existentes em torno da pupila. A íris é a parte colorida do olho que é capaz de se expandir ou se contrair para permitir a passagem de uma quantidade maior ou menor de luz (GREGORY; SIMON, 2008). A captura da característica se dá sem contato físico, utilizando equipamentos que exigem uma distância pré-determinada até o olho, para que ocorra o registro correto da imagem central da íris, utilizando uma luz infravermelha. O uso de lentes de contato ou óculos, desde que não muito escuros, não interfere no processo de reconhecimento (CASADO, 2008). Possui alta universalidade e permanência, porém baixa aceitabilidade e circunvenção;

Retina: analisa a formação dos vasos sanguíneos no fundo do olho. A retina é a camada de células nervosas que fica na parte posterior do globo ocular e funciona como tela de projeção de imagens que passa através da córnea, íris e cristalino (GREGORY;

SIMON, 2008). A captura é efetuada olhando-se fixamente para um ponto de luz, método que causa certo desconforto. Além disso, a retina está sujeita a algumas doenças como a catarata, que pode alterar algumas características oculares. Em geral, possui uma boa precisão, mas baixa aceitabilidade;

Face: utiliza a definição dos traços do rosto de uma pessoa, por meio da captura de imagens bidimensionais, que podem ser combinadas, gerando imagens tridimensionais. É uma tarefa difícil desenvolver uma técnica que seja capaz de levar em consideração o envelhecimento da pele, expressões faciais e a posição do rosto em relação à câmera (MALTONI et al., 2009). Além disso, fatores como a presença/ausência de barba, bigode, óculos e mudanças no corte de cabelo podem dificultar o processo de identificação. Em geral, é feito um reconhecimento de padrões utilizando redes neurais. Essa característica possui uma alta aceitabilidade, porém, em geral, um baixo desempenho. Recentemente, com o avanço da tecnologia, tem-se usado também câmeras térmicas para fazer o reconhecimento facial. Esse sistema utiliza câmeras de infravermelho, que podem operar até mesmo com a ausência total de luz, e realizam a captura dos vasos sanguíneos da face (MORAES, 2006). Estudos indicam uma alta eficácia no uso dessas imagens térmicas para o reconhecimento de um indivíduo (CHEN; FLYNN; BOWYER, 2003);

Geometria da mão: é utilizada em aplicações desde o começo de 1970 e se baseia nas medidas das mãos e dedos de um indivíduo (largura, curvatura, espessura, entre outros) que são capturadas por fotos frontais e laterais, para posterior análise. Possui um alto grau de coletabilidade e atualmente, já é utilizado em muitas aplicações, já que o formato da mão não sofre alterações relevantes com o envelhecimento. Também é muito bem aceito pela população, por ser um método pouco invasivo, e pode ser facilmente integrado com outras características biométricas como as impressões digitais (BATISTA, 2010). Nos jogos olímpicos de 1996, a geometria das mãos foi um dos critérios de segurança utilizados na identificação dos atletas que participaram das provas (IMASTERS, 2002);

Orelha: apesar das técnicas utilizadas no reconhecimento de pessoas pela orelha serem parecidas com as técnicas usadas para o reconhecimento facial, há uma maior quantidade de informações e características disponíveis nas orelhas, quando comparadas com a face (GREGORY; SIMON, 2008). O reconhecimento é feito baseado na combinação de vetores de distância entre pontos salientes da orelha. (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 2006). A identificação de indivíduos pela sua orelha é relativamente re-

cente e ainda não há muitas aplicações comerciais sendo utilizadas, apesar de haver boas perspectivas futuras (BATISTA, 2010);

Voz: funciona através da dicção de uma frase que atua como uma senha. Grava-se um modelo de padrão de voz do indivíduo para posterior autenticação. O sinal de voz depende muito de fatores, como por exemplo, ruídos no ambiente, qualidade do microfone, digitalizador, entre outros (MALTONI et al., 2009). Além disso, a voz pode estar modificada em decorrência de gripes, rouquidão, fatores emocionais, e também pode ser imitada por pessoas que possuem essa capacidade. Apesar de possuir alta aceitabilidade, a exclusividade e a permanência são baixas. O reconhecimento por voz combina características fisiológicas (laringe) e também comportamentais (forma como a pessoa pronuncia as palavras) (GREGORY; SIMON, 2008);

Assinatura: consiste na comparação entre as assinaturas (método estático ou *off-line*) e também na análise da dinâmica de escrita (método dinâmico ou *on-line*), como a direção, velocidade, pressão exercida, entre outros atributos. É um método de autenticação muito utilizado, principalmente para transações comerciais e bancárias, e também podem ser usadas como forma de reconhecimento pessoal. Assinaturas são influenciadas por condições emocionais e físicas do assinante e podem variar muito ao longo do tempo, além de estarem sujeitas a fraudes (MALTONI et al., 2009). Possuem alta coletabilidade e aceitabilidade, mas baixa universalidade, exclusividade e desempenho;

Modo de andar: propostas para identificação de pessoas através do seu modo de andar são recentes, apesar do ser humano estar bastante apto a fazer esse tipo de reconhecimento (JAIN; BOLLE; PANKANTI, 2006). O método consiste no uso de imagens em sequência de uma pessoa caminhando, obtidas por uma gravação de vídeo. A forma como caminhamos é uma característica adquirida, mas que também depende de características físicas como tamanho das pernas, pés e peso corporal. (GREGORY; SIMON, 2008). O balanço do braço, posição do tronco e o comprimento do passo também são algumas das características analisadas no processo de reconhecimento de um sujeito pelo seu andar (BATISTA, 2010).

A Tabela 1 ilustra uma quantificação das principais características biométricas em relação aos sete requisitos fundamentais (UN: Universalidade; PN: Permanência; EX: Exclusividade; CO: Coletabilidade; AC: Aceitabilidade; PF: Performance; CI: Circunvenção). As letras A, M e B, representam quantificações Alta, Média e Baixa, respectivamente.

Tabela 1: Comparação das características biométricas em relação aos requisitos básicos.

Característica Biométrica	Requisitos						
	UN	PN	EX	CO	AC	PF	CI
Íris	A	A	A	M	B	A	B
Retina	A	M	A	B	B	A	B
Face	A	M	B	A	A	B	A
Geometria da mão	M	M	M	A	M	M	M
Orelha	M	A	M	M	A	M	M
Voz	M	B	B	M	A	B	A
Assinatura	B	B	B	A	A	B	A
Modo de andar	M	B	B	A	A	B	M
Impressões digitais	M	B	B	A	A	B	M

Com o propósito de aumentar a segurança, a confiabilidade dos resultados e a velocidade do processo de identificação, muitos sistemas utilizam a combinação de duas ou mais características biométricas de maneira simultânea (HONG; JAIN, 2006). Uma vez que o desempenho geral aumenta, as tomadas de decisões tornam-se muito mais fáceis e confiáveis.

2.1.1 Sistemas Biométricos

Atualmente, devido à evolução tecnológica, a preocupação com a segurança tem crescido e se tornado um dos temas mais discutidos em todo o mundo. A segurança obtida por meio de objetos que as pessoas possuem, como chaves e cartões (sujeitos a perdas e roubos) ou ainda, a partir do conhecimento que a pessoa domina, como senhas (podem ser esquecidas), está se tornando cada vez mais obsoleta e vem sendo substituída, gradativamente, pelo uso de características biométricas que permitem identificar eficientemente um indivíduo de forma única.

Em decorrência deste novo cenário, há um aumento do número de sistemas automáticos que são capazes de capturar uma determinada característica biométrica de um indivíduo e fazer seu posterior reconhecimento. São os chamados sistemas biométricos, que estão se tornando cada vez mais comuns no dia-a-dia, em qualquer que seja o tipo de aplicação. O uso da biometria por parte das organizações se dá principalmente para a realização dos seus negócios, que normalmente está atrelado à redução de riscos (GREGORY; SIMON, 2008). De acordo com GREGORY e SIMON (2008), há três principais benefícios que esses aplicativos trazem para as organizações, que serão listados logo a seguir:

Maior confiabilidade na identificação: com o uso da biometria, é muito mais provável que a pessoa que consegue se identificar corretamente, seja ela mesma. Além disso, o risco de um farsante conseguir se identificar portando um cartão ou uma senha de outra pessoa é muito menor quando uma característica biométrica também é exigida;

Fim do compartilhamento de senhas: com a biometria, as senhas, que podem ser descobertas ou compartilhadas, não são mais necessárias, já que a característica biométrica é associada à um indivíduo e não pode ser separada dele, fornecendo uma maior responsabilidade por parte das organizações que fazem uso dos sistemas biométricos;

Identificação mais conveniente: a utilização de uma solução biométrica pode tornar o processo de autenticação ainda mais conveniente do que era anteriormente. A leitura da impressão digital para acessar um sistema, por exemplo, é mais simples e rápido do que a digitação do nome de usuário e da senha.

Há no mercado, muitas soluções diferentes para sistemas biométricos e, por isso, deve-se escolher cuidadosamente qual é a solução que melhor se encaixa às suas reais necessidades. Uma escolha errada pode trazer grande descontentamento, dor de cabeça, além de prejuízos financeiros. Segundo GREGORY e SIMON (2008), as etapas para a escolha cuidadosa de uma solução biométrica são as seguintes:

Identificar critérios de seleção: realiza-se a definição dos requisitos, como, por exemplo, tamanho, peso e custo dos aparelhos biométricos, determina o limiar das taxas de acerto e de erro, orçamentos, nível de necessidade de implementação do sistema, entre outros;

Identificar o campo das possíveis soluções: após identificados alguns critérios de seleção, é possível eliminar alguns deles e selecionar apenas uma pequena lista de possíveis soluções que melhor se encaixam com os requisitos e necessidades envolvidas;

Testar possíveis soluções: nesta etapa, ocorre os testes práticos com o uso das possíveis soluções presentes na pequena lista, obtida na fase anterior. Com isso, é possível obter uma visão mais clara e detalhada dos produtos e como eles se comportam. É importante também analisar as observações e comentários dos usuários envolvidos no teste;

Escolher a solução: depois de testada as principais soluções, é necessário que se escolha o produto que mais se adequa aos requisitos exigidos. Também é muito importante explicar de maneira clara e honesta aos representantes das outras soluções o motivo pelo qual os produtos deles não foram escolhidos. Essa transparência fará com que você possa fazer negócio com eles no futuro, caso seus requisitos e suas necessidades se alterem.

Sistemas biométricos podem ser classificados em dois tipos diferentes: sistemas de verificação ou sistemas de identificação, e a utilização de um ou outro depende basicamente do tipo de aplicação (MALTONI et al., 2009).

Em um sistema de verificação, ocorre a comparação da característica biométrica capturada com a característica biométrica daquele indivíduo, que foi armazenada (cadastrada) anteriormente em um *template*, isto é, é necessário informar ao sistema, por meio de um nome de *login* ou um número de identificação pessoal (PIN), por exemplo, qual o usuário que se deseja verificar. Um *template* é um registro que contém as características biométricas armazenadas previamente do indivíduo. Um sistema de verificação trabalha com uma comparação do tipo “um-para-um” (1:1), isto é, comparam-se as características biométricas da imagem de entrada com as características deste indivíduo que já estão cadastradas, conforme representado na Figura 1a. A resposta do sistema será de confirmação, caso as características biométricas sejam as mesmas e, com isso, pertençam realmente àquela pessoa, ou de rejeição, caso elas sejam diferentes.

Recentemente, foi implementado um sistema de verificação em toda a rede de bibliotecas da Universidade Estadual Paulista (UNESP). Para a retirada de livros, além do número do CPF ou da carteirinha da biblioteca, é necessário verificar se a impressão digital do indivíduo corresponde a que foi armazenada anteriormente. A implantação desse sistema trouxe vários benefícios, entre eles, o aumento da segurança, já que eliminou a possibilidade de empréstimos de carteirinhas, impedindo que indivíduos retirem livros ou outros materiais utilizando documentos de terceiros.

Já em um sistema de identificação, esquematizado na Figura 1b, não é necessário informar um nome de *login* nem um número de identificação pessoal. Nesse tipo de sistema, ocorre a comparação do tipo “um-para-muitos” (1:N). A característica biométrica capturada é comparada, uma a uma, com todos os *templates* dos registros armazenados anteriormente na base de dados. Caso encontre um que seja igual à característica biométrica de entrada, o indivíduo é identificado, caso contrário, não é. Quanto maior for a faixa de dados consultada, mais demorada será este processo de identificação. Esta

monografia está justamente inserida nesse contexto. Com o surgimento de bases de dados gigantescas contendo, muitas vezes, milhões de registros, a redução da dimensionalidade do espaço de busca torna-se essencial. A inserção de uma fase de pré-seleção (classificação) gera um aumento de performance, tornando o processo de comparação viável.

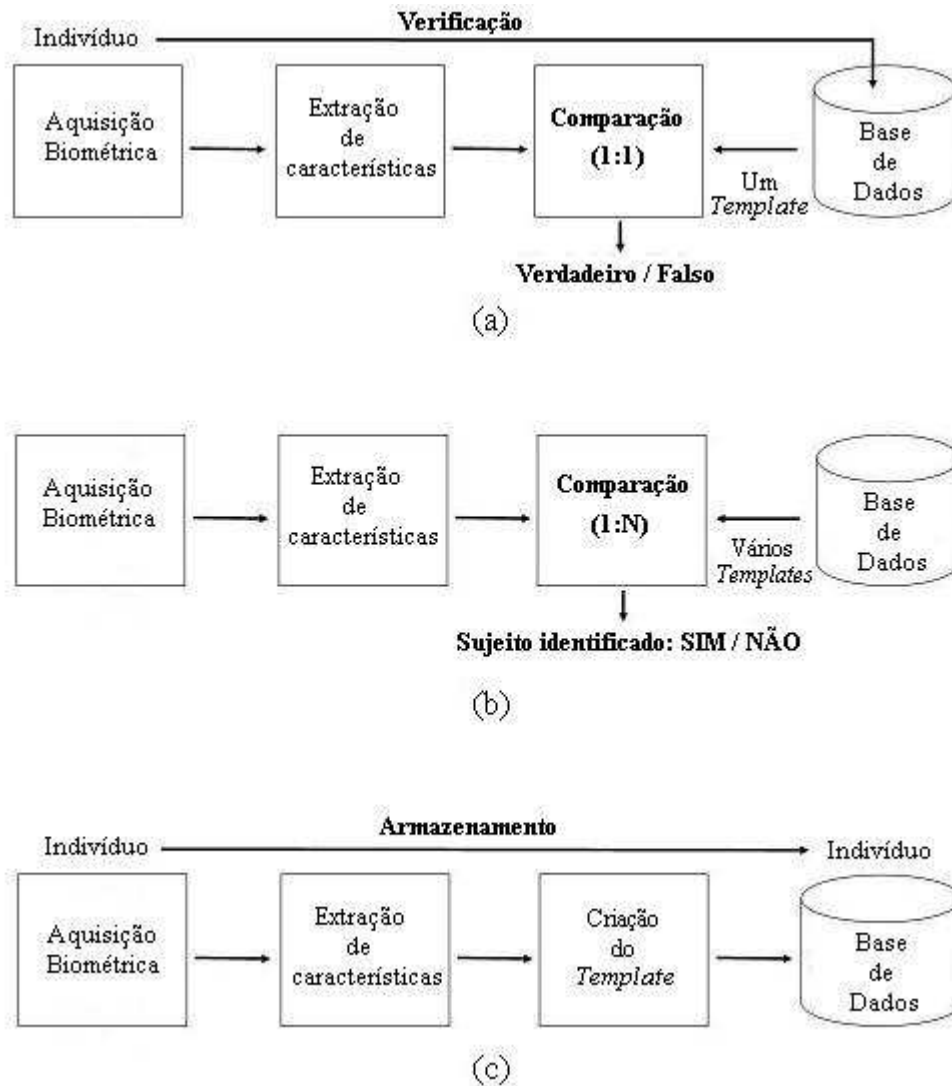


Figura 1: Esquema dos processos: (a) Verificação; (b) Identificação; (c) Armazenamento.

Tanto em sistemas de verificação quanto em sistemas de identificação, existe uma fase prévia de cadastramento, ilustrado na Figura 1c. Nesta etapa ocorre o registro da característica biométrica que foi capturada. Em alguns casos, o processo de captura precisa ser repetido inúmeras vezes, pois é necessário obter uma representação digital com uma boa qualidade para que se consiga extrair corretamente as informações biométricas do indivíduo. Em seguida, ocorre a organização dessas características extraídas gerando um *template* de cadastramento. Esse *template* é então inserido em um dispositivo de

armazenamento de dados juntamente com outras informações a respeito do indivíduo como seu nome, números de documentos, altura, peso, e outras informações que forem necessárias para a aplicação em questão. A descrição deste processo pode ser sistematizada nas seguintes etapas (MALTONI et al., 2009):

Captura: um sensor biométrico, como por exemplo, um *scanner* de dedo, faz a captura da representação digital de uma característica biométrica. Geralmente essa captura é feita mais de uma vez para que a melhor representação digital seja armazenada. Além disso, também podem ser armazenados algumas características ou dados pessoais deste indivíduo;

Extração de características: pode haver a extração das características da representação digital a fim de facilitar o processo de comparação. Há sistemas que nem sequer armazenam a representação digital completa, somente as características principais dela extraída. Para a extração, no caso da representação ser de uma impressão digital, podem ser utilizadas diversas técnicas tais como a análise dos filtros de Gabor, dos pontos singulares, da imagem de orientação ou do fluxo das cristas (SAMATELO, 2007). A maioria destas técnicas convertem a imagem da impressão digital em uma imagem binária e, depois, realizam um processamento que reduz a largura das cristas para um pixel (SHEN; ESHERA, 2004);

Criação do *template*: faz-se a organização das características que foram extraídas da representação digital em um *template* de cadastramento;

Pré-Seleção e comparação: em sistemas de identificação, quando o número de *templates* cadastrados é muito grande, é viável fazer previamente, uma pré-seleção dos registros. Isso pode ser feito com o uso de filtros, que reduz a dimensionalidade da base de dados a ser analisada. Já a comparação é feita verificando as características biométricas da imagem de entrada com as dos *templates* armazenados, para verificar o grau de similaridade. Se esse grau foi maior que certo número limiar, a autenticação é confirmada, caso contrário, é rejeitada;

Armazenamento de dados: módulo responsável pelo armazenamento de *templates* dos registros e também de outras informações que podem ter sido solicitadas como, por exemplo, nome, idade, peso, altura, entre outros.

Outra forma de classificação existente para sistemas biométricos é quanto ao domínio da aplicação, em que podem ser sistemas *on-line* ou sistemas *off-line* (OLIVEIRA, 2006).

Em sistemas *on-line*, a captura da característica biométrica é feita de maneira imediata e totalmente automática, bem como sua análise comparativa e a consequente tomada de decisão. Já em sistemas *off-line*, não há todo esse processo de automatização. A captura da característica biométrica geralmente é feita de modo manual e todo o processo de análise pode ser realizado por datiloscopistas, de forma lenta e com um controle de qualidade.

2.1.2 Erros e Fraudes

Em se tratando de sistemas biométricos, muitas pessoas acreditam que esses aplicativos são perfeitos, isto é, não apresentam falhas e são impossíveis de serem fraudados. Isso não é verdade. Apesar de serem capazes de fazer o reconhecimento de indivíduos de forma automática, podem ocorrer erros em cada uma das etapas de identificação ou verificação do sujeito: captura, extração de características, criação do *template* ou na fase de comparação.

Durante a fase de captura, podem ocorrer dois tipos de erros: *Failure To Detect* (FTD) e *Failure To Capture* (FTC). Normalmente, a falha na detecção (FTD) ocorre quando o aparelho biométrico não consegue detectar a presença da característica biométrica, como, por exemplo, quando um *scanner* de dedo não consegue identificar a presença do dedo do sujeito. Já a falha na captura (FTC) ocorre quando o sistema não consegue fazer a captura da característica biométrica, apesar de conseguir detectar sua presença. Esses tipos de falhas ocorrem, normalmente, quando a imagem capturada for de péssima qualidade ou quando o módulo de captura utilizado é inapropriado (MALTONI et al., 2009).

No processo de extração de características, se a qualidade da imagem capturada anteriormente for ruim, pode ocorrer o erro *Failure To Process* (FTP). Caso esse tipo de erro ocorra, as características extraídas no processo não serão corretas, o que faz com que sejam gerados erros que se propagam e prejudicam todas as etapas seguintes. Os erros que podem ocorrer durante a fase de captura e na fase de extração de características também pode ser chamado simplesmente de *Failure To Acquire* (FTA) (MALTONI et al., 2009).

Após a extração de características da imagem biométrica, vem a fase da criação do *template*. Nessa fase, pode ocorrer um erro conhecido por *Failure To Enroll* (FTE). Esse erro ocorre quando a qualidade da imagem adquirida já for ruim ou quando não há característica biométrica suficiente para a criação do *template* (MALTONI et al., 2009).

Na fase final deste processo de identificação/verificação de um indivíduo, ocorre

uma comparação entre as características biométricas que já tinham sido previamente armazenadas na base de dados com o *template* das características biométricas da imagem de entrada que se deseja reconhecer. Mesmo se pertencerem à mesma pessoa, essas duas representações biométricas não serão idênticas, mas terão um grau de similaridade alto, que pode ser quantificado e associado a um valor numérico no intervalo $[0, 1]$. Quanto mais próximo de 1, mais semelhantes elas serão. Portanto, para fazer o reconhecimento de um sujeito, é necessário estabelecer um valor limiar. Se o grau de similaridade for maior ou igual a esse limiar, o sujeito é reconhecido e aceito, caso contrário, o sistema fará a rejeição (MALTONI et al., 2009). A definição de qual será o valor desse limiar vai depender do tipo de aplicação. Por exemplo, sistemas sigilosos ou outras aplicações que necessitam de uma grande preocupação com a segurança, devem possuir um grau limiar alto, pois, em caso de dúvida, é mais seguro rejeitar o sujeito (BATISTA, 2010).

Os cenários corretos de um processo de identificação/verificação são: aceitar o sujeito, caso ele seja legítimo; ou rejeitá-lo, caso ele seja um impostor. Esses casos são chamados, respectivamente, de Correta Aceitação (CA) e Correta Rejeição (CR). Porém, nem sempre isso acontece. Podem ocorrer também duas situações de erros: a Falsa Aceitação (FA) e a Falsa Rejeição (FR). A Falsa Aceitação (FA) ocorre quando um indivíduo impostor consegue se passar por um usuário legítimo e, com isso, ser aceito pelo sistema. Já a Falsa Rejeição (FR) acontece quando um sujeito legítimo é classificado pelo sistema como um impostor. O gráfico desses quatro possíveis cenários podem ser observados na Figura 2. É possível também medir a probabilidade de ocorrerem esses erros através da taxa de Falsa Aceitação (*False Acceptance Rate* - FAR) e da taxa de Falsa Rejeição (*False Rejection Rate* - FRR). Essas taxas são mutuamente dependentes e normalmente são utilizadas para avaliar o desempenho de sistemas biométricos (BATISTA, 2010).

Todos esses erros que ocorrem em sistemas biométricos podem ser causados de forma involuntária ou por uma tentativa de fraude voluntária. De acordo com MORAES (2006), há dois tipos de fraudes em sistemas biométricos:

1. Um impostor tenta se passar por um usuário legítimo;
2. Um suspeito criminal tenta dificultar sua identificação.

Pesquisadores japoneses da universidade de Yokohama realizaram experimentos utilizando dedos artificiais feitos de silicone ou outro material gelatinoso. Foram testados onze tipos de sistemas biométricos baseados em impressões digitais e, em todos eles, foi

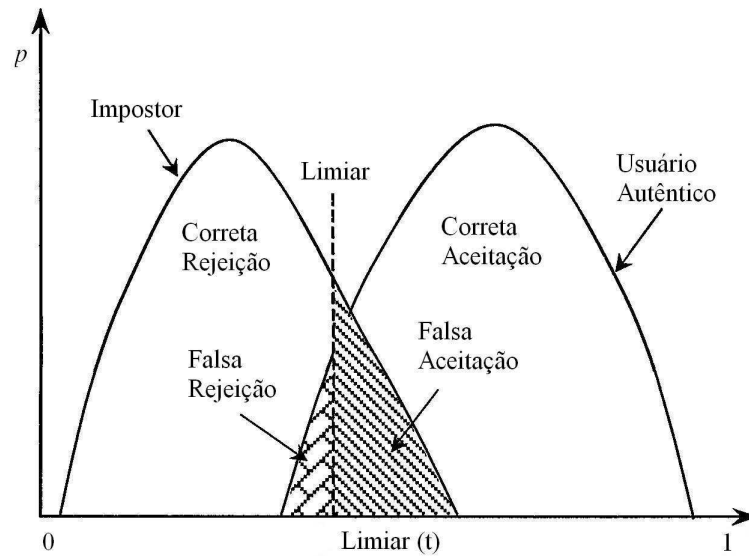


Figura 2: Possíveis situações em um processo de identificação/verificação.
 Fonte: retirado da referência (BATISTA, 2010).

possível fazer o cadastro das impressões digitais desses dedos artificiais. Além disso, posteriormente, durante a fase de verificação, obteve-se uma alta taxa de aceitação. Analisando esses resultados, pode-se concluir que os sistemas biométricos comerciais baseados em impressões digitais aceitam, em geral, o uso de dedos artificiais, possibilitando uma possível fraude (MATSUMOTO et al., 2002).

Outras tentativas de fraudes podem ser realizadas em relação a outros identificadores biométricos. Uma fotografia da íris em alta resolução, por exemplo, pode ser utilizada para tentar simular uma íris verdadeira. Além dos dedos artificiais, falsas mãos podem ser criadas a partir das mãos de usuários legítimos para tentar burlar um sistema biométrico baseado em geometria da mão. Fotografias da face e gravação de voz também podem ser usadas como tentativa de fraudar a autenticação em sistemas biométricos (GREGORY; SIMON, 2008). É em razão dessas tentativas de fraudes que o uso de sistemas biométricos baseados na combinação de mais de uma característica biométrica, que promovem o aumento da segurança, tem crescido nos últimos anos.

2.1.3 Aplicações

O número de aplicações envolvendo biometria tem crescido a cada dia tanto em instituições públicas quanto no âmbito privado. Essas aplicações, em geral, podem ser inseridas em uma das seguintes categorias:

Autenticação em transações: as transações fazem uso de sistemas biométricos por meio de terminais bancários de auto-atendimento, terminais de vendas, comércio eletrônico, entre outros, a fim de aumentar a segurança da operação e, com isso, reduzir os possíveis prejuízos financeiros. Alguns bancos como o Bradesco, já possuem alguns caixas eletrônicos com leitores capazes de detectar padrões termais, conforme ilustrado na Figura 3, fornecendo mais segurança ao correntista (FOLHAONLINE, 2007). Esse sistema, denominado *PalmSecure*, foi desenvolvido pela empresa japonesa Fujitsu, que recentemente fechou uma parceria com a Winsys Solutions com o objetivo de expandir o uso desta tecnologia à outros setores como, por exemplo, implementando soluções que visam aumentar a segurança no acesso a condomínios, evitar possíveis fraudes no uso de cartões de ponto eletrônico nas empresas, entre outros.



Figura 3: Caixa eletrônico do banco Bradesco, equipado com leitor da palma da mão.
Fonte: extraído da referência (FOLHAONLINE, 2007).

Controle de acesso: sistemas biométricos são utilizados para controlar tanto o acesso físico quanto o acesso lógico. O controle de acesso físico se dá no reconhecimento de indivíduos para adentrar em determinados locais reservados, que exijam um certo nível de segurança. Já no acesso lógico, ocorre essa identificação que permite, por exemplo, logar em sistemas de *softwares*, acessar computadores remotos, bancos de dados restritos, proteger dados em *laptops*, *Personal Digital Assistants* (PDAs), telefones celulares, entre outros;

Controle de presença: diversas instituições têm adotado sistemas biométricos para fazer o controle de ponto dos funcionários a fim de, posteriormente, elaborar corretamente a folha de pagamento. Com o uso da biometria, esse processo se torna praticamente automático, adquirindo maior grau de confiabilidade e eficiência;

Concursos públicos e vestibulares: o uso da biometria é recente nesse ramo e visa

evitar fraudes durante o processo seletivo. Com a tecnologia biométrica, pode-se comprovar que o candidato inscrito é a mesma pessoa que vai fazer a prova (BATISTA, 2010);

Identificação civil: a fim de evitar registros duplicados e fraudes, faz-se uso de sistemas biométricos na identificação de cidadãos em suas interações com agências de governo como, por exemplo, na identificação em relação às votações, passaportes para imigração, serviços sociais, emissão de documentos, entre outros (NANAVATI; THIEME; NANAVATI, 2002). Os aeroportos das cidades de Charlotte (EUA) e Frankfurt (Alemanha), por exemplo, utilizam sistemas biométricos baseados no reconhecimento de íris para registrar e identificar passageiros, como medida de segurança (MORAES, 2006). No Brasil, o Tribunal Superior Eleitoral (TSE) utilizou a tecnologia biométrica baseada em impressões digitais pela primeira vez, nas eleições municipais de 2008, englobando três municípios: São João Batista (SC), Colorado do Oeste (RO) e Fátima do Sul (MS). Já nas eleições de 2010, a abrangência foi maior e atingiu um total de sessenta municípios. A previsão é de que até 2018, todos os municípios brasileiros estejam equipadas com urnas biométricas, aumentando com isso a segurança da votação e inserindo o país na vanguarda deste processo;

Identificação criminal: a tecnologia biométrica é utilizada principalmente para identificação ou verificação de suspeitos e vítimas com o objetivo de dar andamento ao processo de investigação criminal. Sem o uso da biometria, pode ser impossível identificar um suspeito (NANAVATI; THIEME; NANAVATI, 2002).

2.2 Impressões Digitais

Na seção anterior, discutimos sobre os aspectos gerais da biometria, porém foi dado uma certa ênfase às impressões digitais, que está diretamente relacionado com o tema desta monografia. Agora, faremos uma descrição mais pormenorizada, especificando certos detalhes como, por exemplo, os aspectos históricos, sua representação, formas de aquisição, entre outros.

A impressão digital é a característica biométrica mais antiga e mais utilizada em todo o mundo (FORNAZIN; CAVENAGHI, 2007). Ela é considerada um método de identificação pessoal desde o século XIX (BATISTA, 2010). Impressões digitais são os desenhos formados pelas elevações da pele nas polpas dos dedos (MARANA; FALGUERA, 2007). Esses desenhos se formam durante o período fetal e, apesar de mudarem de tamanho, permanecem com

o formato inalterado durante toda a vida, a menos que sofram alguma alteração (GUMZ, 2002) como por exemplo, cicatrizes, queimaduras de grau elevado, corte das pontas dos dedos, entre outros. As partes mais elevadas são chamadas de cristas ou cumes, e as partes mais baixas são conhecidas como vales ou sulcos. É possível observar estas estruturas por meio da Figura 4. Existem dois principais tipos de características em uma impressão digital (JAIN; PRABHAKAR; HONG, 1999):

Globais: estruturas de cristas e vales que formam padrões especiais na região central da impressão digital;

Locais: detalhes locais de cristas e vales.



Figura 4: Estruturas de cristas e vales de uma impressão digital.

As estruturas globais são utilizadas principalmente para a tarefa de classificação de impressões digitais e os detalhes locais são usados para realizar o processo de identificação de um indivíduo.

No âmbito global, é possível verificar certos padrões geométricos no formato das cristas. Esses padrões são definidos normalmente pela análise dos pontos singulares (singularidades), que pode ser dividido em núcleo e delta, conforme representação da Figura 5:

Núcleo (*Core*): ponto que está localizado aproximadamente no centro da impressão digital;

Delta: ponto formado pela bifurcação de uma crista simples ou pela divergência de duas cristas paralelas.

É importante também destacar dois conceitos que fazem parte das estruturas globais de uma impressão digital: a área padrão e os tipos de linha, ilustrados na Figura 6. A

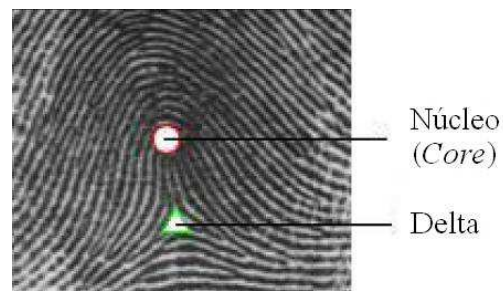


Figura 5: Representação do núcleo e do delta em uma impressão digital.
 Fonte: modificado a partir da referência (BATISTA, 2010).

área padrão é a principal região da impressão digital, que é formada pelas cristas e todas as suas características (SAMATELO, 2007). Os tipos de linha são as duas cristas mais profundas que começam paralelas, divergem e cercam ou tendem a cercar a área padrão (HAWTHORNE, 2009).

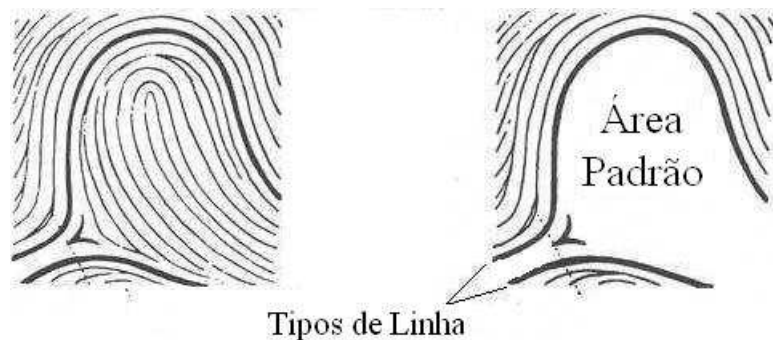


Figura 6: Representação da área padrão e dos tipos de linha em uma impressão digital.
 Fonte: extraído da referência (BATISTA, 2010).

Já no âmbito local, também são encontradas características importantes que são capazes de determinar a individualidade de uma impressão digital. Essas características são chamadas de minúcias. Minúcias são “acidentes” existentes nas cristas, como os pontos em que elas se dividem em duas ou os pontos onde elas terminam.

Os principais atributos das minúcias são os de natureza geométrica (posição e orientação) e o seu tipo (SAMATELO, 2007). O atributo da posição é definido pelas coordenadas (x,y) e a sua orientação é o ângulo formado pela tangente da posição da minúcia na crista em relação ao eixo horizontal, passando por ela, conforme ilustrado na Figura 7.

Em relação aos tipos, não há um consenso entre as instituições sobre a quantidade de formas existentes. O *American National Standards Institute* (ANSI), por exemplo, propõe uma divisão em quatro classes. Já o *Federal Bureau of Investigation* (FBI), considera

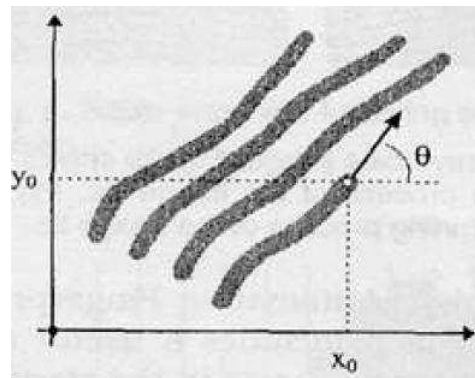


Figura 7: Atributos de natureza geométrica das minúcias.
Fonte: alterado a partir da referência (BATISTA, 2010).

apenas duas (MALTONI et al., 2009). Sendo assim, os tipos mais comuns são listados a seguir:

Terminação (*Ridge ending*): ponto onde a crista termina;

Bifurcação (*Bifurcation*): ponto em que a crista se divide em duas ou mais cristas;

Lago (*Lake*): formada pela união de duas bifurcações;

Crista independente (*Independent ridge*): crista de tamanho reduzido (crista quebrada);

Ponto ou Ilha (*Point / Island*): minúsculas cristas que são considerados apenas pontos;

Espora (*Spur*): bifurcação e terminação de forma combinada;

Cruzamento (*Crossover*): duas ou mais bifurcações, conectadas por um caminho.

É possível observar pela Figura 8, o formato de cada um desses tipos. Estudos indicam que em uma imagem de boa qualidade é possível detectar entre quarenta a cem minúcias (HONG; WAN; JAIN, 1998). Para realizar o processo de verificação/identificação de um indivíduo, é necessário que pelo menos doze desses pontos sejam coincidentes (MORAES, 2006), sendo os tipos mais importantes: as minúcias de terminação e bifurcação (FARIA, 2005), exemplificadas na Figura 9.

Quanto a aquisição, as impressões digitais podem ser capturadas por métodos pouco invasivos, não necessitam de recursos muito sofisticados de *hardware* e não são influenciados por fatores externos como, por exemplo, as condições climáticas. Além disso, é

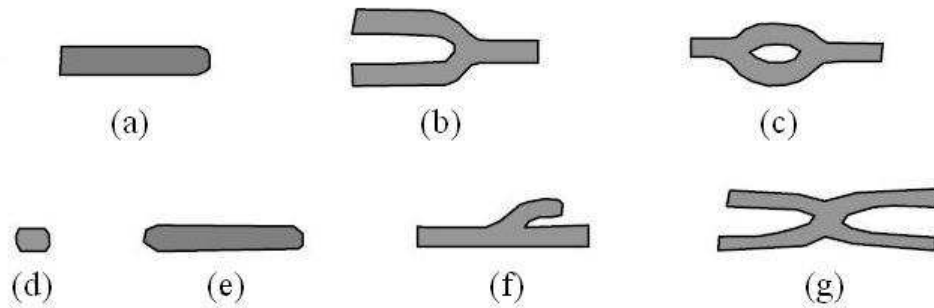


Figura 8: Tipos de minúcias: (a) Terminação; (b) Bifurcação; (c) Lago; (d) Ilha; (e) Crista independente; (f) Espora; (g) Cruzamento.

Fonte: alterado a partir da referência (MALTONI et al., 2009).



Figura 9: (a) Minúcias do tipo terminação; (b) Minúcias do tipo bifurcação.

relativamente barato fazer a captura de uma impressão digital, se comparado com o custo de outras características biométricas (KOMARINSKI, 2005). Existem basicamente duas formas de aquisição:

Analógica: utilizando tinta e papel;

Digital: utilizando um leitor biométrico.

A primeira forma é a mais tradicional e também a mais antiga, mas que, aos poucos, vem perdendo cada vez mais espaço. Nela, as impressões digitais do dedo são manchadas com o uso de tinta e marcadas em um papel. A quantidade de tinta utilizada e a maneira como o dedo é pressionado contra o papel podem alterar a qualidade da imagem da impressão digital adquirida (COSTA, 2001). Dependendo da quantidade de impressões digitais coletadas, esse papéis podem ocupar um enorme espaço físico, dificultando posteriormente a manipulação e consulta destes documentos. De acordo com BATISTA (2010), este método é utilizado atualmente somente em aplicações forenses.

A solução para esses problemas surgiu com a introdução do computador e, consequentemente, com a automatização do processo associado ao uso de Banco de Dados. Com o uso de leitores biométricos e com a digitalização dos documentos em papel, ficou muito mais simples armazenar as impressões digitais na forma de imagens. Além disso, graças ao conhecimento adquirido em mais de 100 anos da datiloscopia, foi possível desenvolver ferramentas computacionais capazes de realizar as tarefas de identificação e reconhecimento dessas imagens de maneira muito mais rápida, prática e eficiente.

2.2.1 Aspectos Históricos

Evidências comprovam que não há uma data exata para o início do uso de impressões digitais no mundo, mas existem inúmeros registros históricos que provam sua existência em vários artefatos antigos, como em esculturas do período neolítico. Apesar dessas descobertas, sabe-se que, naquela época, não havia nenhuma base científica por trás disso (MALTONI et al., 2009). No ano de 1684 o inglês Nehemiah Grew publicou o primeiro estudo científico sobre as principais estruturas associadas a uma impressão digital, que são as cristas, os sulcos e os poros (BERRY; STONEY, 2001).

Em 1788, o cientista alemão Mayer fez uma descrição detalhada a respeito da formação anatômica das impressões digitais. No início de 1809, Thomas Bewick começou a utilizar

a impressão digital como sua marca registrada, fato que se tornou um importante marco na história das impressões digitais.

Já 1823, Johannes Evangelist Purkinje elaborou um esquema de regras para classificação de impressões digitais, que poderiam ser categorizadas em nove classes diferentes. As denominações dadas por ele pra cada uma dessas classes são: curva transversal (*transverse curve*), estria longitudinal central (*central longitudinal stria*), lista oblíqua (*oblique stripe*), presilha oblíqua (*oblique loop*), verticilo almond (*almond whorl*), verticilo espiral (*spiral whorl*), elipse (*ellipse*), círculo (*circle*) e verticilo duplo (*double whorl*), conforme pode ser observado na Figura 10. Foi a primeira vez que se classificou as impressões digitais de acordo com certos padrões (HAWTHORNE, 2009) e essa classificação foi elaborada com base na configuração das cristas (MALTONI et al., 2009).

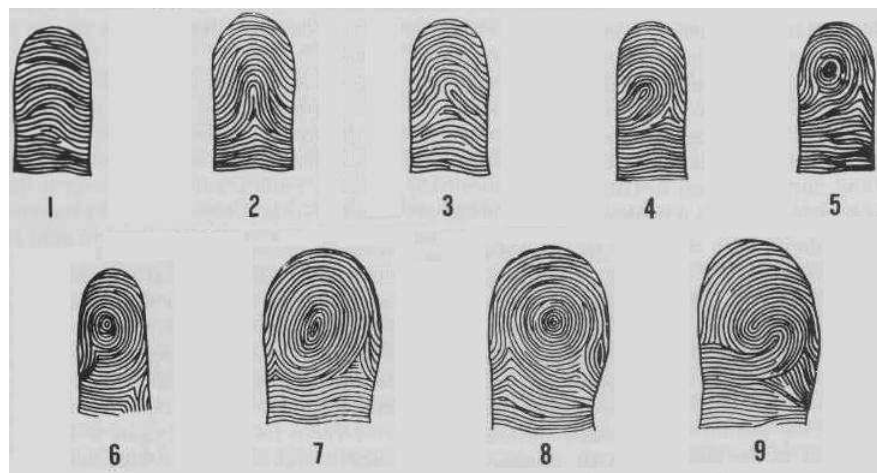


Figura 10: Classificação de Johannes Purkinje.
Fonte: retirado da referência (MALTONI et al., 2009).

Em 1880, o escocês Henry Fauld fez a primeira proposta científica sobre a individualidade das impressões digitais, baseando-se em observações empíricas. Em um dos seus experimentos, ele removeu a pele dos dedos de seus pacientes depois de capturada as suas impressões digitais. Depois que a cicatrização terminou e a pele já havia se regenerado, ele capturou novamente as impressões digitais e percebeu que os detalhes das cristas não se alteraram (BERRY; STONEY, 2001).

Por volta do ano de 1888, Francis Galton realizou estudos sobre a comparação de impressões digitais através das características de suas minúcias e em 1892, desenvolveu o primeiro estudo científico profundo sobre classificação destas digitais. Nesse estudo, Galton propôs a divisão das impressões digitais em três grandes categorias (arco, verticilo e presilha) e cada uma delas seria dividida em subcategorias. As contribuições de Galton

foram tantas, que as características das cristas foram denominadas “Detalhes de Galton”, em sua homenagem (HAWTHORNE, 2009). Também nessa mesma época, o policial argentino Juan Vucetich desenvolveu um outro sistema de classificação, que utiliza quatro padrões de impressões digitais: arco, presilha com “inclinação interna”, presilha com “inclinação externa” e verticilo (COLE, 2004). Ele foi o pioneiro no uso de impressões digitais na identificação de um suspeito e seu sistema de classificação ainda hoje é utilizado em muitos países de língua espanhola (MALTONI et al., 2009).

Outro marco importante ocorreu em 1899, com o surgimento do “Sistema de Henry”, proposto pelo inglês Edward Henry. Henry refinou o sistema de classificação proposto anteriormente por Galton, aumentando o número de classes existentes. Esse sistema também é conhecido como “Sistema de Galton-Henry” e é muito utilizado em diversos países, inclusive por agências responsáveis por desvendar crimes contra lei (MALTONI et al., 2009). O *Federal Bureau of Investigation* (FBI), por exemplo, utiliza como base esse sistema de classificação, adaptando-o de acordo com suas próprias necessidades (BERRY; STONEY, 2001). Esse esquema propõe a classificação em cinco grandes classes: arco (*arch*), arco angular (*tented arch*), presilha esquerda (*left loop*), presilha direita (*right loop*) e verticilo (*whorl*), ilustradas na Figura 11.

De acordo com WILSON, CANDELA e WATSON (1994), a proporção natural de impressões digitais para cada uma das classes é a seguinte: arco (3,7%), arco angular (2,9%), presilha esquerda (33,8%), presilha direita (31,7%) e verticilo (27,9%). Diante de uma situação hipotética em que seja necessário realizar a verificação ou identificação de um indivíduo em uma grande base de dados contendo, por exemplo, 1 milhão de registros, se detectarmos por meio do processo de classificação que a impressão digital pertença à classe arco, reduziremos a necessidade de se pesquisar nesses 1 milhão de registros para, aproximadamente, 37.000. Esse fato nos mostra a importância de se efetuar essa classificação prévia para reduzir a dimensionalidade do problema de busca ou até mesmo viabilizá-la.

Desde o início do século XX, o uso de impressões digitais no reconhecimento e identificação de indivíduos tem se tornado cada vez mais comuns, principalmente aplicados à resolução de crimes e a controles de acesso. Como consequência, o número de impressões digitais está cada vez maior, inviabilizando sua identificação e seu reconhecimento de forma manual, por meio de peritos. Como solução para este problema, o FBI em parceria com o Departamento de Polícia de Paris especificaram os requisitos que serviram como base para o desenvolvimento de sistemas conhecidos como *Automated Fingerprint Iden-*

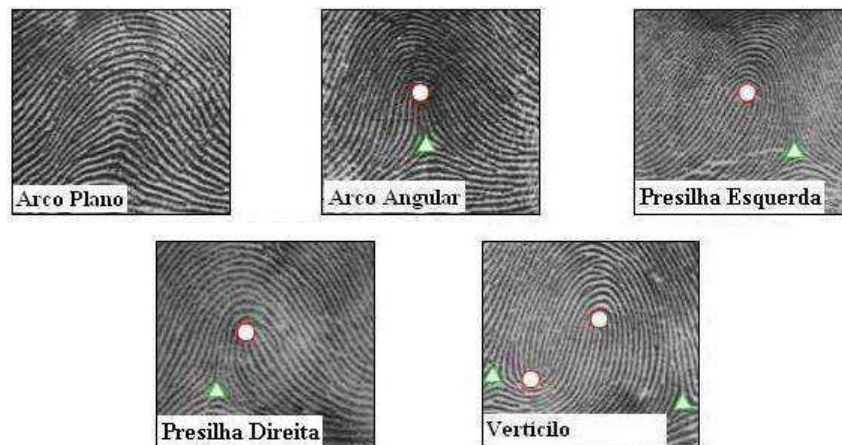


Figura 11: Sistema de classificação proposto por Henry.
 Fonte: alterado a partir da referência (BATISTA, 2010).

tification System (AFIS). Esse sistema automático de identificação de impressões digitais foi implantado pelo próprio FBI em 1965 (FALGUERA, 2008). Por meio de leitores específicos, as impressões digitais são capturadas e armazenadas em formato digital. Em seguida, estes sistemas são capazes de extrair informações dessas imagens como, por exemplo, as características das cristas. Depois de armazenadas em uma base de dados, é possível fazer uma comparação automática da impressão digital de entrada, com as que já foram inseridas anteriormente, a fim de verificar se ela pertence ao mesmo indivíduo ou não.

Atualmente, os AFIS estão presentes nos mais diferentes campos, tanto em empresas públicas quanto em empresas privadas. Seu uso possibilitou aumento de produtividade, eficiência e corte de gastos, principalmente para contratação e treinamento dos profissionais peritos na análise de impressões digitais. Atividades que antes poderiam demorar meses para serem concluídas, agora podem ser completadas em apenas alguns minutos (HAWTHORNE, 2009). Sistemas biométricos baseados em impressões digitais se tornaram tão comuns que já estão sendo conhecidos simplesmente por sistemas biométricos (MALTONI et al., 2009).

No futuro, a tendência é que a tecnologia biométrica cresça cada vez mais e que atinja praticamente todos os setores. Além dos dispositivos eletrônicos, os sistemas biométricos estarão presentes em veículos, residências, documentos pessoais, cartões de crédito, teclados, celulares, *tablets*, *notebooks*, entre outros mais.

2.2.2 Matching

O processo de comparação envolvendo a imagem ou características da impressão digital capturada com os atributos de uma outra, que já foi armazenada anteriormente na base de dados é chamado de *matching*.

Como já foi observado, uma das formas de se fazer o reconhecimento de um indivíduo é por meio das minúcias. Esta técnica é a mais utilizada em todo o mundo, principalmente por especialistas forenses (MALTONI et al., 2009). O processo inicia-se com a extração das minúcias e o armazenamento desses pontos em um plano bidimensional. Posteriormente, é feito o alinhamento da orientação e posição dos pontos das duas imagens que estão sendo comparadas a fim de verificar se ocorre o “casamento” dos pares de pontos e, com isso, fazer o reconhecimento do indivíduo. Esse processo pode ser verificado observando a Figura 12. Existem diversos algoritmos que realizam esse processo de forma distinta, sendo os mais comuns o algoritmo da relaxação (iterativo e lento), os baseados na poda de árvores (*tree pruning*) e os baseados na transformada de *Hough*.

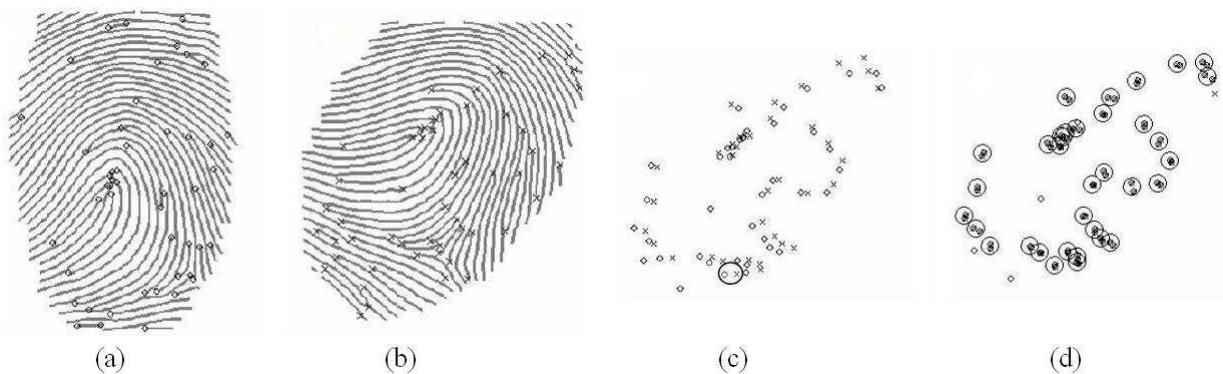


Figura 12: Matching das minúcias: (a) Minúcias extraídas de um *template* armazenado; (b) Detecção das minúcias da imagem de entrada; (c) Sobreposição das minúcias; (d) Detecção dos pares de pontos correspondentes.

Fonte: extraído da referência (MALTONI et al., 2009).

Além das técnicas de *matching* baseadas em minúcias, há também outros dois tipos de técnicas, que são descritas a seguir.

Técnicas baseadas em correlação: consiste na sobreposição das duas imagens de impressões digitais e análise dos pixels correspondentes, levando em consideração todos os movimentos de rotação e translação que podem existir. Por esse motivo, o custo computacional desta técnica é alto (MARANA; FALGUERA, 2007);

Técnicas baseadas em cristas: consiste no uso de algumas características das cristas que são mais fáceis de se obter em imagens de baixa qualidade, se comparado com a extração das minúcias. Essas características podem ser informações sobre a textura, formato das cristas, orientação, frequência, entre outros.

Nos últimos anos, foram propostos na literatura diversos tipos de algoritmos para o processo de *matching* de impressões digitais, o que levou a um aumento considerável de publicações de artigos e pesquisas sobre o tema (BATISTA, 2010). Todos esses algoritmos estão inseridos em uma das três classes de técnicas citadas (minúcias, correlação ou cristas).

2.2.3 Leitores Biométricos

Existem atualmente no mercado diversos tipos de leitores biométricos para impressões digitais como, por exemplo, os modelos apresentados na Figura 13, que variam em preço, tamanho, número de imagens possíveis de se capturar em um certo intervalo de tempo, formas de segurança, tecnologia empregada, resolução, qualidade, entre outras características (BATISTA, 2010). A escolha de qual leitor utilizar, vai depender de fatores como o tipo de aplicação, nível de segurança desejado, nível necessário de desempenho e o montante financeiro disponível.



Figura 13: Alguns modelos de leitores biométricos para impressões digitais existentes no mercado.

Segundo MARANA e FALGUERA (2007), os leitores biométricos de impressões digitais podem ser divididos em cinco diferentes categorias:

Leitores óticos: utilizam uma fonte de luz (*Light-Emitting Diode* - LED) e um dispositivo de carga acoplado (*Charge-Couple Device* - CCD). Seu funcionamento é o mesmo dos *scanners* das máquinas Xerox (MORAES, 2006). A luz ilumina a superfície do dedo que está em contato com um prisma, gerando a imagem da impressão digital, onde as cristas são as áreas mais escuras (maior quantidade de luz

refletida) e os vales são as regiões mais claras (menor quantidade de luz refletida) (MARANA; FALGUERA, 2007). Atualmente, esse tipo de sensor é o mais utilizado dentre os existentes (BATISTA, 2010).

Leitores deslizantes: surgiram como uma alternativa mais barata se comparada aos leitores óticos, já que possuem a área de contato com o dedo muito menor. A formação da imagem se dá com o deslizamento do dedo pela superfície do leitor. Durante este procedimento, imagens fatiadas da impressão digital são capturadas e posteriormente, é realizada a união dessas fatias, gerando uma única imagem bidimensional, conforme pode-se observar na Figura 14. Este processo de reconstrução consome certo tempo de processamento e está sujeito a erros, que podem ocorrer principalmente se a imagem for de baixa qualidade e se a velocidade do deslizamento do dedo pela superfície do leitor não for uniforme (MALTONI et al., 2009). O ato de deslizar o dedo acaba, de certa forma, limpando a superfície do leitor e, com isso, eliminam os possíveis vestígios de impressões digitais anteriores (MARANA; FALGUERA, 2007). Dependendo desta velocidade de deslizamento, a imagem reconstruída pode ficar muito pequena (se a velocidade muito alta) ou muito esticada (se a velocidade muito baixa). Leitores deslizantes são muito comuns em dispositivos embarcados, como *Personal Digital Assistants* (PDAs), laptops, drives USB e telefones celulares, pelo fato de ocuparem pouco espaço físico.

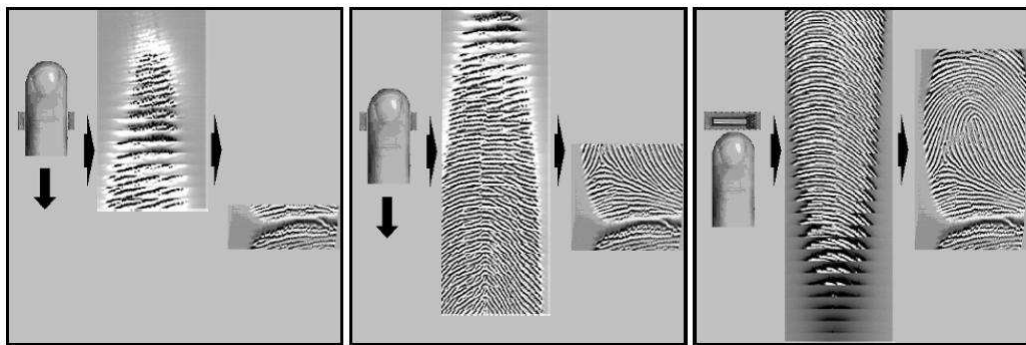


Figura 14: Processo de formação da imagem em um leitor deslizante.
Fonte: retirado da referência (MALTONI et al., 2009).

Leitores capacitivos: esses dispositivos também geram uma imagem de cristas e vales, da mesma forma que os leitores óticos, porém, como são formados por capacitores, utilizam o princípio da corrente elétrica ao invés de captar a luz. Um sensor capacitivo é formado por um *array* bidimensional de chapas de microcapacitores embutidos em um chip (MALTONI et al., 2009). A diferenciação de uma crista para

um vale se dá de acordo com a quantidade de carga (capacitância) presente em um capacitor. O volume de carga é maior em um capacitor que está em uma célula sob uma crista do que um que esteja em uma célula sob um vale (MARANA; FALGUERA, 2007).

Leitores ultra-sônicos: são dispositivos que possuem dois componentes principais: um transmissor e um receptor. O transmissor envia sinais acústicos de alta frequência, que entram em contato com a sub-superfície da pele do dedo e posteriormente, o receptor faz a captura do sinal de eco retornado (VIOLA, 2006). Por este processo, é possível gerar a imagem da impressão digital, pois cristas e vales retornam sinais de eco diferentes. Com este método, é possível adquirir uma imagem clara da impressão digital, mesmo se o dedo não estiver, aparentemente, com as estruturas das cristas bem definidas (JAIN; PANKANTI, 2001). Além disso, como os sinais acústicos penetram na sub-superfície da pele do dedo, não sofrem interferência de uma possível oleosidade ou sujeira que possa, eventualmente, existir sobre a pele (MARANA; FALGUERA, 2007). Apesar das inúmeras vantagens, os leitores ultra-sônicos são aparelhos muito grandes e caros, fazendo com que esta tecnologia ainda seja muito pouco utilizada atualmente no mercado (MALTONI et al., 2009).

Leitores tridimensionais sem contato: são leitores que surgiram mais recentemente e visam eliminar alguns problemas que podem ocorrer e que são causados pela necessidade de contato do dedo com a superfície do leitor. É um sistema que utiliza diversas câmeras que geram imagens 2D do dedo, capturadas de diversos ângulos. Posteriormente, essas imagens 2D são unidas, produzindo uma imagem tridimensional do dedo. Desta forma, são eliminados problemas como o posicionamento incorreto do dedo na superfície de contato do leitor, sujeira, oleosidade da pele, pressão exercida sobre o leitor, entre outros mais (MARANA; FALGUERA, 2007).

Alguns autores citam também outros tipos de leitores biométricos como, por exemplo, aqueles que utilizam sensores termais (BATISTA, 2010), (MALTONI et al., 2009), (JAIN; PANKANTI, 2001). O funcionamento desses sensores se dá por meio da medida de temperatura. As cristas, quando entram em contato com o sensor, geram uma temperatura diferente da temperatura gerada pelos vales, e, com isso, é possível fazer essa distinção, gerando uma representação correta da impressão digital (MALTONI et al., 2009).

Além dos leitores tradicionais que fazem a captura da impressão digital de apenas um único dedo por vez, existem leitores que são capazes de fazer a aquisição de impressões digitais de mais de um dedo simultaneamente, em uma única captura. Esses aparelhos são

chamados de *multi-finger scanners* e geralmente fazem a captura simultânea dos quatro dedos da mão, exceto do dedo polegar, conforme pode ser visualizado na Figura 15. Posteriormente, pode-se utilizar *softwares* que conseguem fazer a separação da imagem de cada dedo, gerando, nesse caso, quatro imagens de impressões digitais a partir de uma única.

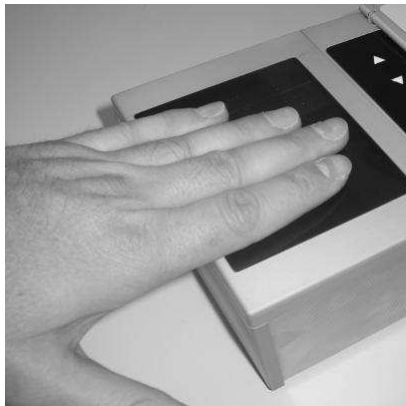


Figura 15: Exemplo de um *multi-finger scanner*.
Fonte: extraído da referência (MALTONI et al., 2009).

2.2.4 Classificação

Como já foi observado, anteriormente, as impressões digitais eram coletadas e armazenadas em fichas de papel com o uso de tinta. Essas fichas geralmente ocupavam um enorme espaço físico, dificultando posteriormente a manipulação e consulta destes documentos. Com o processo de digitalização associado ao uso de banco de dados, ficou muito mais simples armazená-las na forma de imagens digitais. Além do armazenamento, as tarefas de identificação e reconhecimento dessas impressões digitais também ficaram muito mais rápidas, práticas e eficientes, já que foi possível automatizar todo o processo.

Diante deste novo cenário, classificar as impressões digitais se tornou uma tarefa de extrema importância, principalmente em situações em que a base de dados é muito grande e, com isso, a comparação dessas imagens, uma a uma, para o reconhecimento de um indivíduo é um processo muito lento, pouco eficiente e, na maioria dos casos, inviável.

De uma perspectiva histórica, os sistemas de classificação tiveram início em 1823, com Johannes Evangelist Purkinje e ao longo do tempo, diferentes outras formas de classificação foram propostas. Um dos mais conhecidos foi proposto por Francis Galton (classificação de Galton-Henry). Esse esquema (incluindo as suas variações) é uma das formas de classificação mais utilizadas em todo o mundo. A proposta consiste em clas-

sificar as impressões digitais em cinco grandes classes, cujas características de cada uma delas são descritas abaixo e ilustradas na Figura 16.

Arco (*Arch*): não possuem núcleos nem deltas. Suas cristas entram por um lado, crescem fazendo uma pequena ondulação e saem pelo lado oposto;

Arco angular (*Tented arch*): semelhante ao arco, porém possuem no mínimo uma crista que faz uma grande curvatura, além da presença de um núcleo e um delta;

Presilha esquerda (*Left loop*): possuem cristas que entram pelo lado esquerdo, fazem uma curva e saem por esse mesmo lado. Possuem um núcleo e um delta, sendo que o delta fica sempre abaixo do núcleo;

Presilha direita (*Right loop*): diferem da presilha esquerda pelo fato das cristas entrarem pelo lado oposto, ou seja, entram pelo lado direito, fazem uma curva e saem por esse mesmo lado. Também possuem um núcleo e um delta;

Verticilo (*Whorl*): caracteriza-se pela existência de pelo menos uma crista que completa uma volta em torno do centro da impressão digital, além de poder existir dois núcleos e dois deltas. Por ser uma estrutura complexa, algumas classificações sugerem sua subdivisão em presilha dupla (*double loop* ou *twin loop*) e verticilo plano (*plain whorl*).



Figura 16: Características de cada uma das classes do sistema de Henry.

Fonte: alterado a partir da referência (BATISTA, 2010).

Quando se consegue classificar as impressões digitais e enquadrá-las dentro de um determinado tipo, a quantidade de comparações é reduzida drasticamente, uma vez que a busca para o reconhecimento é feita somente dentro de um grupo de indivíduos, cujas digitais são do mesmo tipo da digital a ser comparada. Em outras palavras, se a etapa de identificação for precedida de uma fase de classificação, o processo como um todo ganha mais eficiência e tem, portanto, sua performance melhorada. Em alguns casos ainda, quando algumas informações adicionais como, por exemplo, faixa etária, sexo e raça estão

disponíveis, é possível aumentar ainda mais o desempenho deste processo, uma vez que se restringe ainda mais o volume de dados a ser consultado.

Segundo MALTONI et al. (2009), a classificação de impressões digitais é uma tarefa complexa devido a três fatores principais:

1. Pequena variabilidade inter-classe;
2. Grande variabilidade intra-classe;
3. Presença de ruídos nas imagens.

Impressões digitais que pertencem a classes diferentes possuem pequenas variações entre elas (pequena variabilidade inter-classe). Por outro lado, impressões digitais pertencentes a mesma classe podem possuir grandes variações (grande variabilidade intra-classe). Essa variabilidade leva em consideração o padrão de linha das cristas das impressões digitais (SAMATELO, 2007). Além desses dois problemas, a presença de ruídos e imagens de baixa qualidade também dificultam todo o processo de classificação.

Nas últimas décadas, dezenas de técnicas têm surgido na literatura com o propósito de realizar essa classificação. Em linhas gerais, estes métodos podem ser categorizados nas seguintes abordagens: *baseado em regras, estruturais, estatísticas, sintáticas, redes neurais e classificadores múltiplos*. Na sequência, é feita uma breve descrição sobre cada uma delas.

Técnicas baseadas em regras

As técnicas baseadas em regras fazem a classificação das impressões digitais de acordo com a posição e a quantidade de pontos singulares (núcleos e deltas):

Arco: não possuem pontos singulares;

Arco angular, Presilha direita e Presilha esquerda: possuem um núcleo e um delta;

Verticilo: possuem dois núcleos e dois deltas.

Em geral, os datiloscopistas (especialistas em realizar a identificação de pessoas através do reconhecimento de impressões digitais) realizam o trabalho de classificação utilizando essas técnicas. Algumas outras características locais, como por exemplo, o formato da

linha das cristas e a orientação local também podem ser utilizados para uma melhora de desempenho (CAPPELLI et al., 1999).

De acordo com MALTONI et al. (2009), embora os pontos singulares sejam razoavelmente fáceis de serem identificados em impressões digitais escaneadas, eles costumam ser perdidos quando a captura é feita pelo método *online* (*live-scan*). Além disso, a presença de ruídos nas imagens também dificulta a identificação desses pontos.

Existem na literatura diversas publicações que descrevem formas diferentes de realizar o processo de classificação de impressões digitais por meio de técnicas baseadas em regras. O trabalho de KARU e JAIN (1996), por exemplo, utiliza uma máscara 9x9 para calcular o mapa direcional da imagem, analisando a cor de cada pixel em relação aos seus vizinhos. A partir da imagem direcional é possível detectar os pontos singulares por meio da soma das diferenças das mudanças direcionais dos ângulos em torno de uma curva fechada ao redor do pixel analisado.

No trabalho de Kawagoe e Tojo (KAWAGOE; TOJO, 1984), a impressão digital é separada em sub-regiões de tamanho 32x32 pixels para a obtenção de um padrão direcional para, posteriormente, possibilitar a detecção das regiões de singularidades. A partir dessas regiões, importantes características são obtidas por meio da extração das principais linhas de fluxo.

Outro estudo referente à classificação baseada em regras foi publicado por Klimanee e Nguyen (KLIMANEE; NGUYEN, 2004). Nesse trabalho, as regras são formadas com base nos tipos e na localização relativa dos pontos singulares e nas direções relativas dos seus principais eixos.

Técnicas estruturais

Esses métodos são baseados na relação organizacional das características de nível mais baixo dentro de estruturas de nível mais elevado. Esta relação é representada por meio de estruturas que permitem organizar as informações de maneira hierárquica, como, por exemplo, na forma de grafos e árvores (MALTONI et al., 2009).

O processo consiste em adaptar a imagem de orientação em uma representação estrutural, a fim de conseguir obter informações úteis para realizar a classificação. Esse procedimento é dificultado quando as impressões digitais são de baixa qualidade.

Ao longo dos anos, foram propostos na literatura diversos trabalhos que utilizam essa técnica. Em um deles, Maio e Maltoni (MAIO; MALTONI, 1996) iniciaram o processo

de classificação por meio da segmentação da imagem direcional da impressão digital, dividindo-a em regiões com orientações homogêneas. Dessa divisão surge um grafo relacional que, posteriormente, é comparado com modelos de grafos que representam cada uma das classes, ou seja, a classificação é feita analisando o grau de semelhança entre o grafo obtido e os modelos.

Técnicas estatísticas

As técnicas estatísticas realizam a classificação com o uso de vetores de características que possuem um tamanho fixo, derivados de cada uma das impressões digitais (SAMATELO, 2007).

Segundo MALTONI et al. (2009), os três métodos de classificação estatísticos mais amplamente utilizados nas aplicações são: Regras de decisão Bayes ou classificador Bayesiano, *k-Nearest Neighbor* (k-NN) e *Support Vector Machines* (SVM).

O trabalho de Tan, Bhanu e Lin (TAN; BHANU; LIN, 2005), por exemplo, propõe a utilização de um algoritmo de aprendizagem baseado em algoritmos genéticos para realizar a extração dos vetores de características usados para classificação. Com o uso do classificador Bayesiano foi atingido uma acurácia de aproximadamente 91% em um dos seus experimentos.

Técnicas sintáticas

Os métodos sintáticos fazem uso de um conjunto de padrões, por meio de regras de produção e símbolos terminais, para fazer a classificação das impressões digitais, realizada por uma análise gramatical.

A representação desse método geralmente é feita na forma de vetores, que são comparados com determinadas regras para determinar a classe de uma impressão digital (COSTA, 2001).

No trabalho de Moayer e Fu (MOAYER; FU, 1986) foi utilizado um sistema em árvore para representar e classificar os padrões. Um conjunto de árvores de linguagem foi definido para codificar e descrever esses padrões, que são reconhecidos por uma série de árvores de autômatos, sendo desenvolvido um sistema de inferência gramatical.

Vários outros trabalhos utilizando técnicas sintáticas foram apresentados nas décadas de 1970 e 1980. Com o passar dos anos e o surgimento de novas técnicas, os métodos

sintáticos foram quase totalmente abandonados. Isso ocorreu principalmente devido à necessidade de gramáticas extremamente complexas, já que existe uma enorme diversidade de padrões de impressões digitais (SAMATELO, 2007).

Técnicas baseadas em redes neurais

Existem diversos métodos propostos utilizando redes neurais artificiais para realizar a classificação de impressões digitais. Dentre eles, a maior parte utiliza uma rede *perceptron* multi-camadas (uma camada com unidades de entrada, conectada a uma ou mais unidades intermediárias, chamadas camadas ocultas, e uma camada de unidades de saída) em que os elementos da imagem de orientação são as características de entrada da rede (SAMATELO, 2007).

Estudos sobre diferentes técnicas de melhoramento de imagens de impressões digitais, melhora da acurácia da classificação e também as comparações de diferentes tipos de classificadores possibilitaram o surgimento de um dos mais conhecidos métodos de classificação de impressões digitais baseados em redes neurais artificiais (MALTONI et al., 2009). Esta técnica, denominada *Pattern-level Classification Automation SYStem* (PCASYS) e desenvolvida por pesquisadores do *National Institute of Standards and Technology* (NIST), define uma rede neural probabilística que atribui um vetor de 64 elementos para cada uma das classes (SAMATELO, 2007). A utilização do PCASYS deu origem a um dos primeiros estudos em que foi divulgado resultados precisos realizados com bancos de dados disponíveis publicamente.

O uso de redes neurais para classificar impressões digitais foi muito comum na década de 1990. Em 1993, Moscinska e Tyma (MOSCINSKA; TYMA, 1993) propuseram uma classificação baseada nas principais direções das cristas em campos particulares da impressão digital e, com o treinamento de uma rede Kohonen de auto-organização, foi possível determinar a quantidade e a localização do(s) delta(s).

Técnicas baseadas em múltiplos classificadores

Essas técnicas, também chamadas de técnicas híbridas, utilizam dois ou mais métodos de forma combinada para realizar a tarefa de classificação. Seu surgimento se deu ao fato de que algumas pesquisas indicaram que diferentes classificadores geralmente classificam mal os diferentes padrões (MALTONI et al., 2009). Outra vantagem de se utilizar essas combinações é que classificadores diferentes podem oferecer informações complementares

sobre os padrões a serem classificados, e isso pode ser explorado para melhora de desempenho.

Nos últimos anos, os trabalhos que descrevem combinações de duas ou mais técnicas diferentes se tornaram cada vez mais comuns. O método proposto por Senior (SENIOR, 2001), por exemplo, utiliza os modelos ocultos de Markov (*Hidden Markov Models* - HMMs) e árvores de decisão para reconhecer as estruturas das cristas, sem haver a necessidade de detectar os pontos singulares. Os resultados gerados por meio dessa integração foram melhores do que os obtidos utilizando essas técnicas de forma isolada.

Já o trabalho de YAO et al. (2003) propõe o uso de uma representação estrutural para treinar Redes Neurais Recursivas (*Recursive Neural Networks* - RNN) combinadas com o método estatístico *Support Vector Machines* (SVM). O melhor desempenho atingido por essa combinação foi uma excelente taxa de acerto de 95,6% com 20% das impressões digitais descartadas (YAO et al., 2003).

3 *Implementação*

Neste capítulo serão abordados detalhadamente todos os tópicos relacionados à implementação dos sistemas (principal e apoio) que foram desenvolvidos neste trabalho, como por exemplo, funcionalidades existentes, recursos utilizados, tecnologias empregadas, entre outros. No final, é apresentado os resultados que foram obtidos por meio dos experimentos realizados.

Em razão da diversidade de técnicas de classificação existentes e da impossibilidade de tempo para se trabalhar com mais de uma delas, o método escolhido para ser implementado no contexto desta monografia foi o baseado em regras, seguindo o sistema de classificação proposto por Henry.

3.1 Materiais

Para a implementação do sistema e realização dos experimentos, foram utilizados os seguintes recursos:

Hardware: um computador com processador Intel® Core2 Duo T8100 2.1 GHz, com 3GB de memória RAM DDR2 667MHz, HD de 250 GB e placa de vídeo integrada de 256 MB;

Sistema operacional: Microsoft Windows XP Professional de 32 bits;

Linguagem de programação: C#, na plataforma .NET versão 3.5;

Ambiente de desenvolvimento: Microsoft Visual Studio 2008 Express Edition;

Banco de dados: MySQL versão 5.1;

Outros: foi utilizado o kit de desenvolvimento de *software* (*Software Development Kit - SDK*) comercial *Verifinger* 6.1, cuja licença foi adquirida pela coordenação do curso.

3.2 Processamento de imagens

Muitas vezes, as imagens das impressões digitais apresentam certas distorções provocadas, por exemplo, pela própria irregularidade na pele, sujeira, suor, excesso ou falta de tinta (no caso da captura utilizando tinta e papel) entre outros. Em virtude disso, antes de realizar uma classificação, verificação ou mesmo uma identificação de impressões digitais, é interessante efetuar certas operações de processamento na imagem de entrada, a fim de se produzir uma imagem de saída de melhor qualidade, por meio da redução ou eliminação total de ruídos, realce, restauração, entre outros, levando a produção de resultados mais precisos. É importante salientar que normalmente essas técnicas de processamento de imagens são direcionadas à uma solução específica, isto é, uma técnica pode ser muito eficiente para um caso e ser totalmente inadequada em uma outra situação (MATIAS, 2004).

Algumas das principais operações referentes ao processamento são descritas a seguir. Pelo fato de não estar entre os objetivos principais deste trabalho, foram implementados no sistema apenas a binarização, o filtro de contraste e o *thinning*, porém a opção para realizar a operação de melhoramento já está presente no menu da aplicação e, posteriormente, pode ser desenvolvida em projetos futuros, incorporando-a ao sistema, sem que seja necessário modificar a estrutura base do programa.

3.2.1 Binarização

A binarização consiste em transformar uma imagem com tons de cinza em uma imagem binária (preto e branco). O processo ocorre por meio da análise da cor dos pixels da imagem de entrada. Se a sua intensidade for menor que um valor limiar (*threshold*), esse pixel recebe o valor zero (preto). Caso seja maior ou igual ao limiar, ele recebe o valor 255 (branco). Essa operação está representada pela Equação 3.1, em que B representa a intensidade do pixel da imagem binarizada, I representa a intensidade do pixel da imagem original e L é o valor limiar.

$$B(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{se } I(x, y) < L \\ 255, & \text{se } I(x, y) \geq L \end{cases} \quad (3.1)$$

De acordo com COSTA (2001), é necessário que essa análise seja realizada em blocos de pixels, pois os valores em cinza diferem em diferentes partes da imagem. Para cada ponto calcula-se a média dos valores de intensidade dos seus pontos vizinhos. Esse valor

médio será utilizado como limiar somente para esse pixel em questão. Neste trabalho, foi implementado a técnica de binarização utilizando blocos de tamanho 8x8 e o resultado deste processo pode ser observado por meio da Figura 17.



Figura 17: Exemplo da Binarização: (a) Imagem original; (b) Imagem binarizada.

3.2.2 Filtro de contraste

Outra técnica muito utilizada para tentar amenizar as distorções de uma impressão digital é a utilização de um filtro de contraste. Segundo COSTA (2001), a aplicação do filtro visa aumentar a discriminação visual entre os pontos da imagem, ou seja, realça o contraste entre eles.

Assim como a binarização, o processo consiste em analisar a cor dos pixels da imagem de entrada e deve ser realizada em um grupo de pontos por vez. É calculado também a média dos valores de intensidade desses pontos do bloco. A diferença está na comparação deste valor médio com o valor do pixel. Se a intensidade for menor que o valor médio, esse pixel recebe o valor zero (preto). Caso contrário, seu valor permanece inalterado (COSTA, 2001). A equação 3.2 representa essa operação, em que S representa a intensidade do pixel da imagem de saída, I representa a intensidade do pixel da imagem original e L é o valor limiar.

$$S(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{se } I(x, y) < L \\ I(x, y), & \text{se } I(x, y) \geq L \end{cases} \quad (3.2)$$

A imagem gerada após aplicação do filtro de contraste em blocos de tamanho 8x8 está ilustrada na Figura 18.

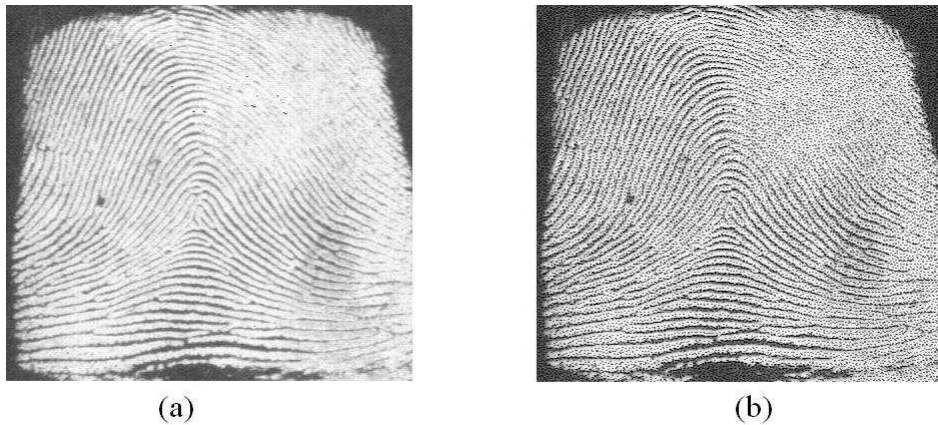


Figura 18: Filtro de contraste: (a) Imagem original; (b) Imagem após aplicação do filtro.

3.2.3 *Thinning* (Afinamento)

O *Thinning*, conhecido também pelo nome de esqueletização ou afinamento, é uma técnica que visa diminuir ao máximo a quantidade de pontos de uma imagem, ou seja, seu esqueleto geralmente é reduzido a uma espessura de um pixel (FARIA, 2005). Como sua estrutura topológica original permanece inalterada, essa redução não deve provocar danos no formato da impressão digital.

Dentre as diversas técnicas de esqueletização existentes na literatura, uma grande parte delas realizam a eliminação de pixels redundantes analisando os pontos vizinhos e verificando se o pixel em questão pode ser apagado ou não (EMIROGLU; AKHAN, 1997), (ZHANG; SUEN, 1984), (HOLT et al., 1987).

Neste trabalho, foi implementado a técnica de afinamento paralelo proposta por ZHANG e SUEN (1984). Trata-se de um processamento em que cada pixel da imagem é centrado em uma janela 3x3 e analisado junto à seus oito pontos vizinhos (P2,...,P9), conforme podemos visualizar na Figura 19.

P9 (i-1, j-1)	P2 (i-1, j)	P3 (i-1, j+1)
P8 (i, j-1)	P1 (i, j)	P4 (i, j+1)
P7 (i+1, j-1)	P6 (i+1, j)	P5 (i+1, j+1)

Figura 19: Janela 3x3 centrada no pixel de interesse P1.

É possível observar, pelo pseudocódigo descrito a seguir (Algoritmo 1), que essa técnica efetua o afinamento por meio de operações que apagam iterativamente os pixels pertencentes ao contorno da impressão digital preservando apenas seu esqueleto, ou seja, o processamento é repetido diversas vezes até que não seja necessário remover mais nenhum pixel. De acordo com COSTA (2001), para conseguir o afinamento total das cristas são necessários normalmente de vinte a trinta iterações.

Algoritmo 1 Algoritmo de Afinamento (*Thinning*)

Entrada: Imagem da impressão digital e a matriz 3x3 formada pelos pixels P1...P9, centrada em P1.

enquanto existirem alterações na imagem **faça**

 Deletar P1 **se**

 Condição 1: $2 \leq B(P1) \leq 6$

 Condição 2: $A(P1) = 1$

 Condição 3: $P2 * P4 * P6 = 1$

 Condição 4: $P4 * P6 * P8 = 1$

fim se

 Deletar P1 **se**

 Condição 5: $2 \leq B(P1) \leq 6$

 Condição 6: $A(P1) = 1$

 Condição 7: $P2 * P4 * P8 = 1$

 Condição 8: $P2 * P6 * P8 = 1$

fim se

fim enquanto

Antes de efetuar o afinamento, é importante que a imagem passe por um processo de binarização, definindo o valor 1 (cor preta) para um pixel pertencente a uma região de crista e o valor 0 (cor branca) caso pertença a um vale. Pode-se verificar, por meio do Algoritmo 1, que cada iteração é dividida em duas sub-iterações, sendo $A(P1)$ o número de padrões 0-1 encontrado por meio da análise ordenada dos pontos P2...P9 (Figura 20) e $B(P1)$ o número de vizinhos não-zero de P1. O pixel central P1 será apagado, ou seja, receberá o valor zero, caso as quatro primeiras (1 a 4) ou as quatro segundas (5 a 8) condições forem satisfeitas.

Na Figura 21, é possível visualizar o resultado gerado após a aplicação da técnica de afinamento. Como pode ser observado, devido à qualidade da impressão digital de entrada, ocorreram falhas em algumas regiões da imagem processada, como por exemplo, a presença de falsos pontos de descontinuidade de cristas, o que pode ocasionar a detecção incorreta de minúcias. Uma das soluções para amenizar ou até mesmo resolver o problema seria a aplicação de técnicas de recuperação/restauração de pixels a fim de reconstruir as cristas “danificadas”.

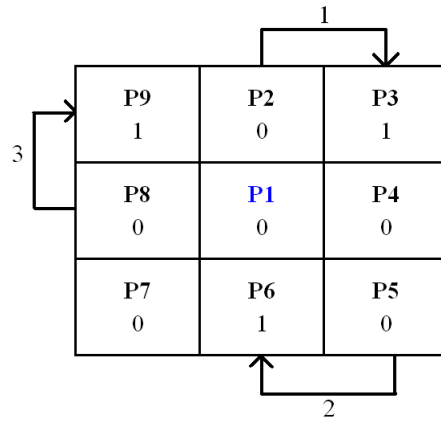
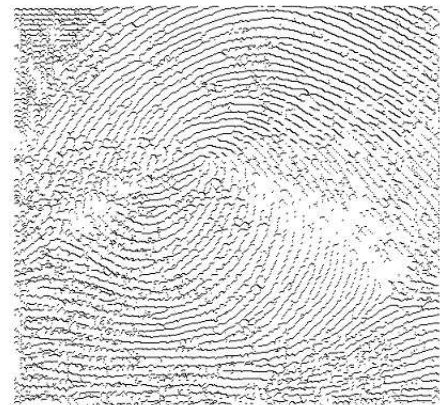


Figura 20: Exemplo de uma matriz 3x3 com três padrões 0-1, indicados pelas setas.



(a)



(b)

Figura 21: *Thinning*: (a) Imagem original; (b) Imagem processada.

3.3 *Software Development Kit - SDK*

Os Kits de Desenvolvimento de *Software* (*Software Development Kit - SDK*) são pacotes formados por ferramentas que auxiliam a criação de aplicações, já que seus módulos e/ou funções podem ser incorporados à esses projetos durante sua fase de desenvolvimento. Assim como os *softwares* em geral, existem no mercado SDKs que são gratuitos e outros que são pagos.

Neste projeto, foi utilizado o SDK *Standard VeriFinger* 6.1, fornecido pela empresa *Neurotechnology*, cujas licenças de uso foram adquiridas pela coordenação do curso por meio do Programa de Melhoria do Ensino de Graduação (PMEG). Essa empresa é uma fornecedora mundial de integradores em tecnologia biométrica, e atualmente possui uma ampla gama de consumidores espalhados por mais de 100 países (NEUROTECHNOLOGY, 2011). Além de SDKs para se trabalhar com impressões digitais, a empresa também possui produtos que auxiliam na detecção e reconhecimento de faces (*VeriLook*) e íris (*VeriEye*). Na comunidade científica, há também inúmeros trabalhos que fazem uso dessas ferramentas (ROSS; NADGIR, 2006), (CLANCY; KIYAVASH; LIN, 2003), (CHEN; JAIN, 2007).

Para incorporar as funcionalidades presentes no SDK é necessário conectar um *dongle* (conhecido também como *hardlock*) ao computador, por meio de uma porta USB (*Universal Serial Bus*). O *dongle* é um dispositivo externo de segurança, semelhante a um *pendrive*, cuja finalidade é autorizar o uso de certos módulos ou até mesmo programas. Logo abaixo, estão listados todos os módulos que foram incorporados ao projeto.

Neurotec.Biometrics: possibilita a utilização do tipo de objeto “*NFExtractor*”, que possui um método responsável por realizar a extração de núcleos, deltas e minúcias em uma imagem;

Neurotec.Biometrics.Gui: permite o uso de objetos do tipo “*NFView*”, que armazena a imagem após ter sido carregada e todas as informações geradas após a extração das características como por exemplo, posição e número de núcleos, deltas e minúcias;

Neurotec.Images: necessário para utilização de objetos do tipo “*NImage*”, que possui métodos para a realização de operações de manipulação na imagem de entrada;

Neurotec.Licensing: responsável por fazer a validação que permite utilizar qualquer funcionalidade presente no SDK. Esse módulo verifica se o *dongle* está devidamente conectado ao computador para realizar o bloqueio ou a liberação das funções.

Basicamente, a funcionalidade incorporada ao sistema foi o método para extração de núcleos e deltas da imagem, que é uma etapa fundamental para efetuar a classificação das impressões digitais por meio da análise de pontos singulares.

No futuro, o objetivo é desenvolver um módulo completo que seja capaz de extrair essas singularidades de forma precisa e eficiente, conseguindo obter uma acurácia próxima ou até mesmo superior ao atingido com a utilização do SDK. Este, inclusive, já é o tema de um trabalho de conclusão de curso que será desenvolvido ao longo do próximo ano.

3.4 Sistema Principal

O sistema principal foi organizado e projetado de modo que sua interface ficasse completamente separada da camada que faz a ligação com a base de dados, ou seja, temos uma divisão clara em duas camadas: interface (*User Interface - UI*) e acesso à dados (*Data Access Layer - DAL*), conforme ilustrado na Figura 22. Essa arquitetura foi escolhida para facilitar a implementação de possíveis mudanças no sistema, como por exemplo, correção de eventuais erros existentes, alteração ou expansão das funcionalidades, entre outros.

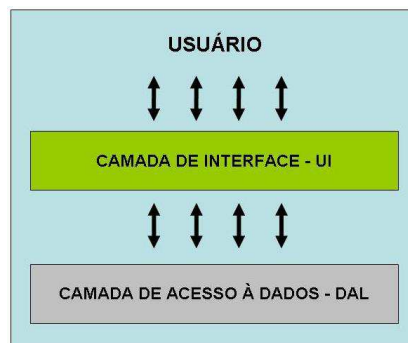


Figura 22: Esquemática da arquitetura do sistema.

A camada de interface é responsável pela interação do usuário com o sistema. É nessa camada que estão armazenadas todas as interfaces visuais, por meio das quais os usuários fazem requisições e recebem as respostas enviadas pelo sistema. A exibição de uma mensagem de erro, por exemplo, é uma resposta gerada pelo sistema ao usuário.

Já a camada de acesso à dados realiza o armazenamento e a recuperação das informações no sistema. Essa camada se relaciona apenas com a camada de interface, sem interagir diretamente com o usuário. As requisições são recebidas e executadas em um banco de dados, gerando uma resposta que é transmitida à camada de interface, que por fim, exibe-a ao usuário.

Em termos de funcionalidade, o protótipo desenvolvido possui basicamente dois modos de execução: classificação individual e classificação em grupo. O primeiro modo realiza a classificação de uma única impressão digital por vez e apresenta detalhes sobre algumas características extraídas dessa imagem. Já no segundo modo é possível automatizar todo esse processo e realizá-lo em um grupo de imagens de uma só vez, possibilitando efetuar os experimentos de maneira muito mais rápida, ágil e eficiente.

Logo após sua execução, o sistema entra automaticamente em modo de classificação individual, conforme podemos observar na primeira tela que é exibida ao usuário, ilustrada pela Figura 23.

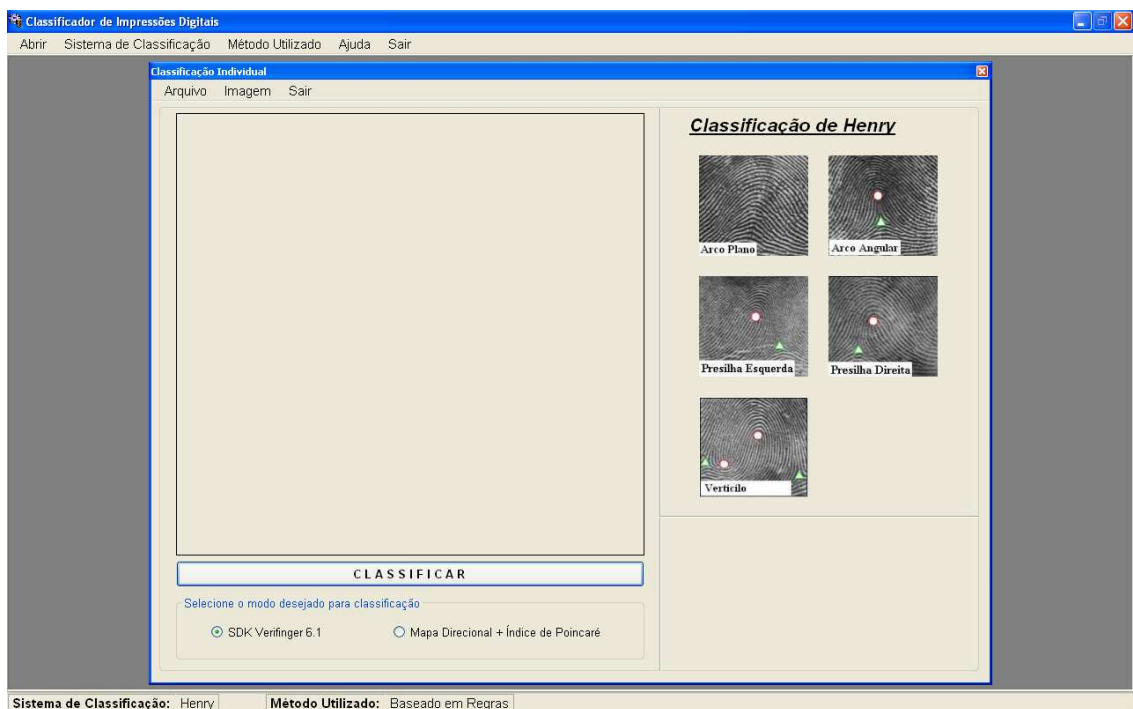


Figura 23: Ilustração da interface inicial do Sistema Principal.

Nas opções “Sistema de Classificação” e “Método Utilizado”, presentes na barra de menu, é possível definir qual o sistema de classificação e o método que se deseja utilizar. Por meio da barra de status presente na parte inferior da tela, o usuário pode visualizar como elas estão definidas no momento. Pelo fato de ter sido implementado a classificação de impressões digitais por meio do método baseado em regras, seguindo o sistema de classificação proposto por Henry, essas opções já vem definidas por padrão, logo após a execução do programa.

É importante destacar que, embora não tenham sido desenvolvidos neste trabalho, os sistemas de classificação propostos por Galton e Vucetich, além dos métodos estatísticos,

estruturais, sintáticos e aqueles utilizando redes neurais e múltiplos classificadores já estão disponíveis em opções dentro do programa, a fim de facilitar suas implementações em projetos futuros.

3.4.1 Classificação individual

Este módulo é responsável por efetuar a classificação de uma impressão digital de forma individual. O sistema permite que esse processo possa ser realizado por duas formas distintas: utilizando o SDK ou por meio do cálculo do Índice de Poincaré.

A primeira etapa é a escolha da imagem desejada, que é feita por meio do item “Arquivo” do menu. A imagem escolhida será carregada pelo sistema e mostrada na tela para o usuário. No item “Imagem”, há algumas opções de processamento como por exemplo, aplicação de filtro de contraste, binarização, afinamento (todos implementados), e a opção de melhoramento que futuramente pode ser incorporado a fim de aumentar a qualidade da imagem e, conseqüentemente, a acurácia do processo de classificação. Nesse item, também há a opção “Mostrar minúcias (SDK)”, disponível somente quando a classificação é efetuada utilizando o SDK, que permite a visualização das minúcias extraídas, além de informar a quantidade identificada.

Depois de realizado o processo de classificação, o resultado é mostrado na parte direita da tela, onde há imagens exemplificando cada uma das classes definidas no sistema de classificação escolhido. A classe a qual a imagem foi atribuída é destacada com um fundo azul. Logo abaixo, são mostradas também as informações sobre o número de núcleos e deltas que foram identificados, além de sua classe.

Quando o processo é realizado utilizando o SDK, os núcleos, deltas e as minúcias extraídas são destacadas em vermelho na própria imagem, conforme ilustrado na Figura 24, sendo o núcleo representado por um quadrado, o delta por um triângulo e cada minúcia por um círculo. Vale lembrar que as minúcias e a informação referente à sua quantidade só serão exibidas caso a opção “Mostrar minúcias (SDK)” presente no item “Imagem” esteja marcada.

Por outro lado, quando o processo é realizado por meio do cálculo do Índice de Poincaré, é necessário gerar o mapa direcional da impressão digital, conforme ilustrado na Figura 25. Trata-se de um processamento um pouco mais demorado, já que é preciso percorrer a grande maioria dos pixels da imagem, comparando-os com os pontos vizinhos, a fim de verificar qual a sua direção. A partir do mapa direcional, é possível detectar os

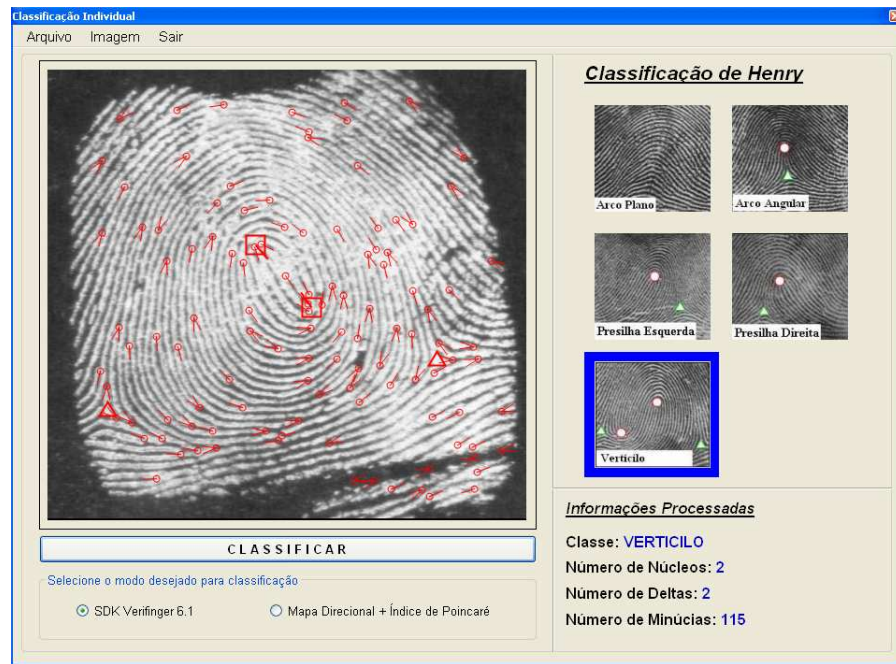


Figura 24: Ilustração da classificação individual de uma impressão digital por meio da utilização do SDK.

pontos singulares pelo cálculo do Índice de Poincaré e, posteriormente, realizar a classificação. Uma explicação detalhada de como é realizado o cálculo desse índice é descrita na Subseção 3.4.3.

3.4.2 Classificação em Grupo

Este módulo do sistema permite efetuar a automatização do processo de classificação de uma impressão digital. Muitas vezes, o usuário deseja classificar uma grande quantidade de imagens de uma só vez, sem a necessidade de visualizá-las ou de extrair suas características. Como armazenar em memória as informações dessa grande quantidade de imagens não é uma solução viável, foi utilizado um banco de dados relacional gratuito (MySQL) para manter de maneira segura, todos esses dados. Há também a possibilidade de realizar experimentos e testes, a fim de verificar a acurácia da classificação dada pelo sistema. Em todos esses casos, é necessário que o processamento seja efetuado o mais rápido possível e de forma praticamente automática.

Na interface de entrada (ilustrada na Figura 26), por meio da opção “Banco de Dados” presente no menu, é possível verificar a quantidade de imagens que estão armazenadas e também realizar a limpeza de toda essa base. Essa quantidade é separada para cada sistema de classificação, isto é, pode-se ter por exemplo, 300 imagens armazenadas no

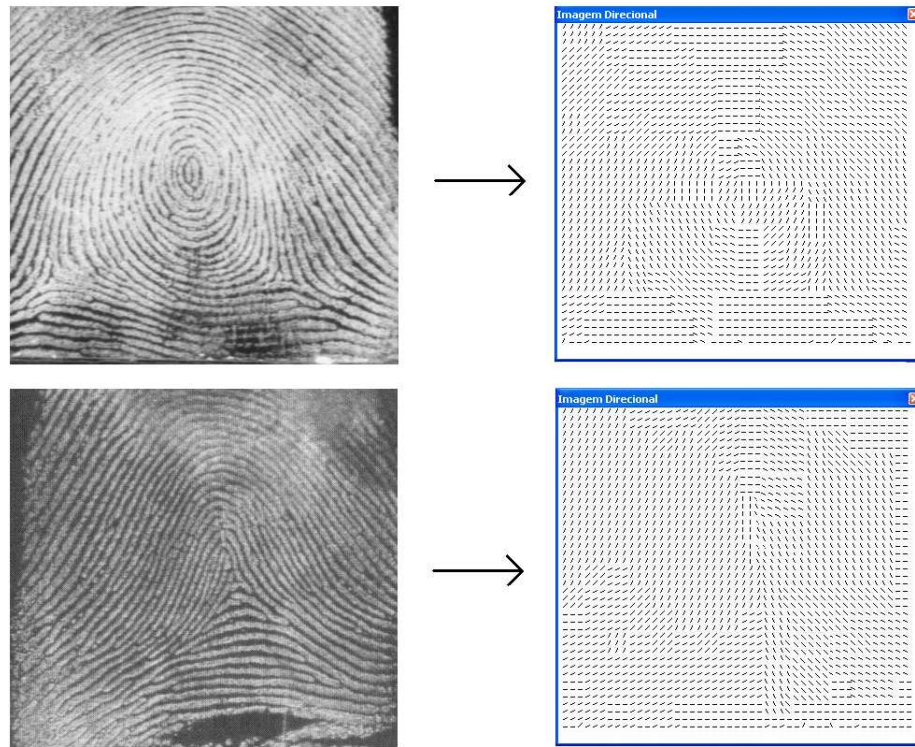


Figura 25: Exemplos de impressões digitais e seus respectivos mapas direcionais.

sistema de Henry, 500 imagens no sistema de Galton e 150 no sistema de Vucetich.

A primeira etapa para a realização do processo consiste em adicionar na lista todas as imagens que se deseja classificar e, conseqüentemente, armazenar. Caso o usuário queira remover alguns ou todos os nomes da lista, basta utilizar o botão “Remover” ou “Limpar lista”, respectivamente. Levando em consideração que em alguns casos o usuário já sabe antecipadamente a classe a qual esse grupo de imagens pertence, ele pode atribuí-la na opção “Classe verdadeira”. Dessa forma, posteriormente, é possível comparar se a classificação gerada por meio do processamento do sistema é realmente a verdadeira classe da impressão digital.

Depois de executado o processamento, os resultados obtidos serão apresentados automaticamente para o usuário. Uma interface contendo uma tabela e um quadro com algumas informações estatísticas é gerada, conforme podemos observar na Figura 27. Posteriormente, caso queira visualizar os resultados novamente, basta acessar a opção “Resultados” no menu.

Por meio da tabela, é possível analisar a distribuição das imagens nas diferentes classes. A coluna vertical refere-se à classe verdadeira, que foi definida pelo próprio usuário no momento do cadastro; e a horizontal é a classe que foi atribuída pelo algoritmo

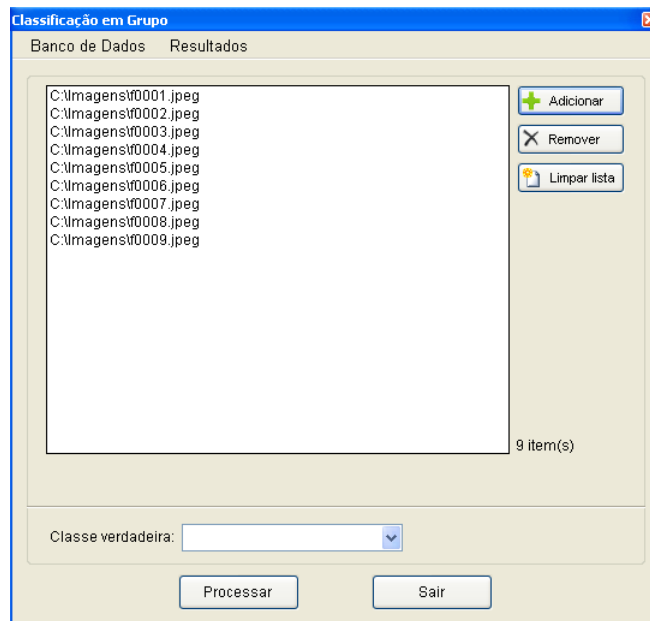


Figura 26: Ilustração da interface para classificação em grupo.

Classe Verdadeira	Classe Processada				
	Arco Angular	Arco Plano	Presilha Direita	Presilha Esquerda	Verticilo
	6	40	22	24	22
Arco Angular	12	11	0	6	0
Arco Plano	0	26	0	0	0
Presilha Direita	0	3	19	0	0
Presilha Esquerda	2	1	0	29	0
Verticilo	0	2	1	0	31

TOTAL DE IMPRESSÕES DIGITAIS: 299 (126 cadastradas sem definição da classe verdadeira)
 IMPRESSÕES DIGITAIS INDEFINIDAS: 42
 QUANTIDADE DE ACERTOS (ARCO ANGULAR): 12 de 29 (41%)
 QUANTIDADE DE ACERTOS (ARCO PLANO): 26 de 26 (100%)
 QUANTIDADE DE ACERTOS (PRESILHA DIREITA): 19 de 22 (86%)
 QUANTIDADE DE ACERTOS (PRESILHA ESQUERDA): 29 de 32 (90%)
 QUANTIDADE DE ACERTOS (VERTICILO): 31 de 34 (91%)

Figura 27: Resultado gerado pela classificação das impressões digitais.

do sistema. Portanto, é possível verificar em números a quantidade de acertos, destacado pelas células de fundo cinza. Nas situações em que a classe verdadeira não foi definida pelo usuário, as classes atribuídas podem ser verificadas analisando a primeira linha da tabela.

Na parte inferior da tela, é gerado um quadro contendo algumas informações e estatísticas referentes à classificação. Nele, há informações sobre o total de impressões digitais, a quantidade de impressões digitais indefinidas, isto é, imagens que não foram atribuídas à nenhuma das classes ou que não puderam ser processadas por algum motivo, como por exemplo, devido a baixa qualidade, e também o número de acertos em cada uma das classes, seguidos dos seus respectivos percentuais.

3.4.3 Processo de Classificação

Neste trabalho, o processo de classificação de uma impressão digital foi realizado de acordo com o método baseado em regras, seguindo o sistema de classificação proposto por Henry. Conforme já foi descrito na Subseção 2.2.4, este método faz a classificação com base na posição e na quantidade de pontos singulares (núcleos e deltas).

O primeiro passo necessário para realizar a classificação é a detecção de núcleos e deltas. Os processamentos de binarização e o filtro de contraste podem ser executados a fim de tentar aumentar a eficiência desta etapa. O sistema permite realizar a extração desses pontos singulares de duas formas distintas, de acordo com a escolha do usuário.

Detecção de núcleos e deltas

A primeira forma utiliza o método “*Extract*” da classe “*NFExtractor*”, implementada no SDK. Se executado sem erros, este método retorna um objeto da classe “*NFRecord*”, que possui atributos que armazenam informações sobre a posição e quantidade de núcleos, deltas e minúcias. Em relação aos parâmetros de entrada, esse método recebe os seguintes argumentos: a imagem da impressão digital, sua posição dentro da própria imagem (caso esta seja conhecida) e o seu tipo de origem (como por exemplo, se foram capturadas por leitores digitais ou se são latentes).

Já na segunda forma, não é utilizado nenhuma funcionalidade presente no SDK, ou seja, o processo é realizado por meio da análise dos pixels da imagem de entrada. Primeiramente, é necessário efetuar o cálculo da imagem direcional a fim de descobrir qual a direção de cada um dos pixels. Existem na literatura diversas publicações que descrevem formas

diferentes de realizar esse cálculo. Inicialmente, decidimos seguir a forma descrita no trabalho de KARU e JAIN (1996), que serviu como base para o desenvolvimento de outras técnicas publicadas em trabalhos posteriores.

O primeiro passo consiste em descartar os quarenta pixels de cada uma das bordas da imagem, considerando que essa é uma região formada, em sua maior parte, por um plano de fundo sem qualquer característica importante da impressão digital. Depois disso, iniciamos o procedimento utilizando uma máscara 9x9 centrada em cada pixel de interesse, conforme ilustrado na Figura 28a. Sendo este pixel centrado na posição (i,j), os números de 0 a 7 representam as suas possíveis direções: 0°, 22.5°, 45°, 67.5°, 90°, 112.5°, 135° e 157.5° (Figura 28b).

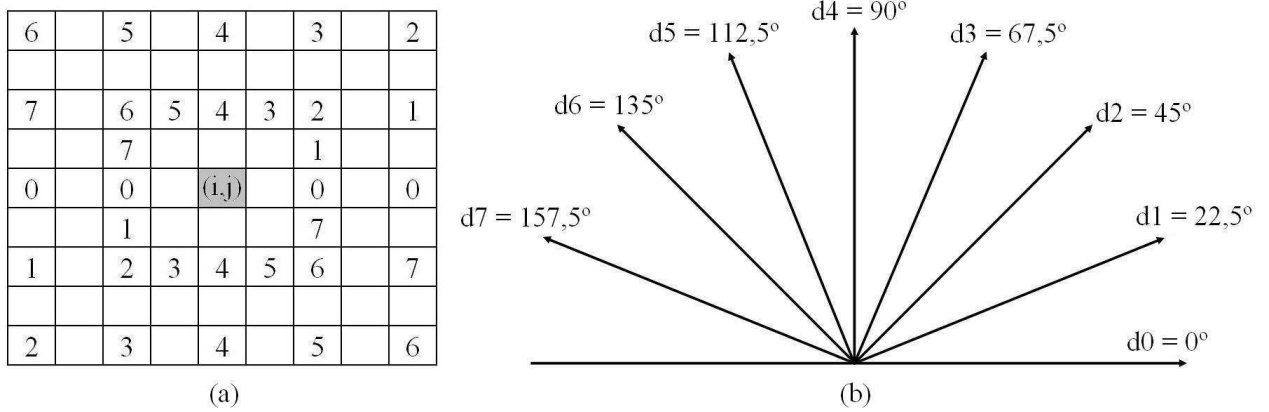


Figura 28: (a) Máscara 9x9 centrada no pixel (i,j); (b) Oito possíveis direções do pixel central.

A etapa seguinte é calcular a soma de intensidade dos valores em cinza de cada uma das oito direções, que é realizado por meio das seguintes equações:

$$\begin{aligned}
 S_0 &= I(i-4, j) + I(i-2, j) + I(i+2, j) + I(i+4, j) \\
 S_1 &= I(i+2, j-1) + I(i+4, j-2) + I(i-2, j+1) + I(i-4, j+2) \\
 S_2 &= I(i-4, j+4) + I(i-2, j+2) + I(i+2, j-2) + I(i+4, j-4) \\
 S_3 &= I(i-2, j+4) + I(i-1, j+2) + I(i+1, j-2) + I(i+2, j-4) \\
 S_4 &= I(i, j-4) + I(i, j-2) + I(i, j+2) + I(i, j+4) \\
 S_5 &= I(i+1, j+2) + I(i-2, j+4) + I(i-1, j-2) + I(i-2, j-4) \\
 S_6 &= I(i-4, j-4) + I(i-2, j-2) + I(i+2, j+2) + I(i+4, j+4) \\
 S_7 &= I(i+2, j+1) + I(i+4, j+2) + I(i-2, j-1) + I(i-4, j-2)
 \end{aligned}$$

Considerando que $0 \leq p \leq 7$ e $0 \leq q \leq 7$, devemos definir S_p e S_q por meio das equações abaixo:

$$S_p = \min\{S_i\}, \quad i = 0, \dots, 7$$

$$S_q = \max\{S_i\}, \quad i = 0, \dots, 7$$

Após calculado todos esses valores, a direção d do pixel central será p (caso esteja localizado em uma região de crista) ou q (caso esteja localizado em uma região de vale), conforme podemos verificar na Equação 3.3, em que o valor C corresponde a intensidade do pixel central.

$$d = \begin{cases} p, & \text{se } (4C + S_p + S_q) > \frac{3}{8} \sum_{i=0}^7 S_i \\ q, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (3.3)$$

Descoberto a direção de cada pixel foi possível gerar o mapa direcional correspondente. Com o intuito de diminuir a quantidade de ruídos dessa imagem, é necessário realizar um procedimento chamado suavização do mapa direcional. Existem diversas maneiras de implementar essa suavização e neste trabalho, escolhemos efetuar esse procedimento por meio do cálculo estatístico da Moda, descrito no trabalho de COSTA (2001). Essa técnica consiste em dividir a imagem direcional em blocos de tamanho 3x3 e verificar qual a direção que aparece com a maior frequência dentro deste bloco. Depois, essa direção é atribuída a todos os nove pixels do bloco, conforme ilustrado na Figura 29.

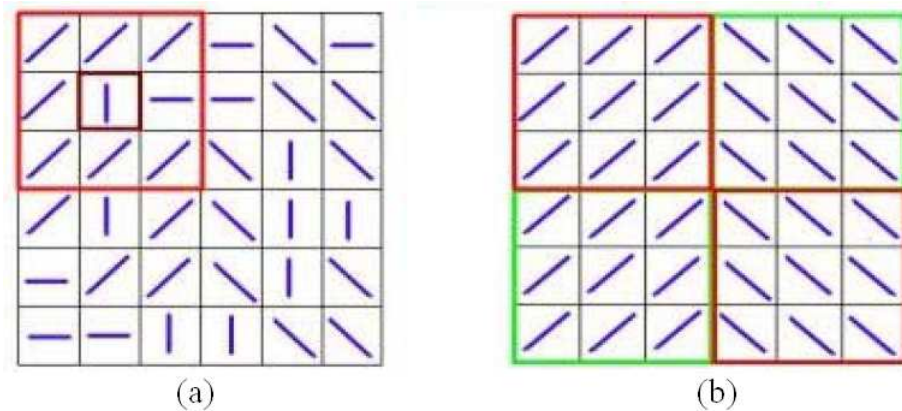


Figura 29: (a) Imagem direcional original, dividida em blocos de tamanho 3x3; (b) Imagem direcional suavizada por meio do cálculo estatístico da Moda.

Fonte: extraído da referência (COSTA, 2001).

Após a implementação de todos esses procedimentos, foi detectado o seguinte problema: a imagem direcional gerada, mesmo após a suavização, não possuía nenhuma correspondência visual com a impressão digital de entrada. Com o objetivo de resolver essa questão, foi analisado uma outra alternativa para calcular a direção dos pixels. O trabalho proposto por BALLAN, SAKARYA e EVANS (1997) propõe quatro diferentes direções (0° , 45° , 90° ou 135°) e utiliza uma máscara 5×5 também centrada no pixel de interesse, conforme podemos observar na Figura 30.

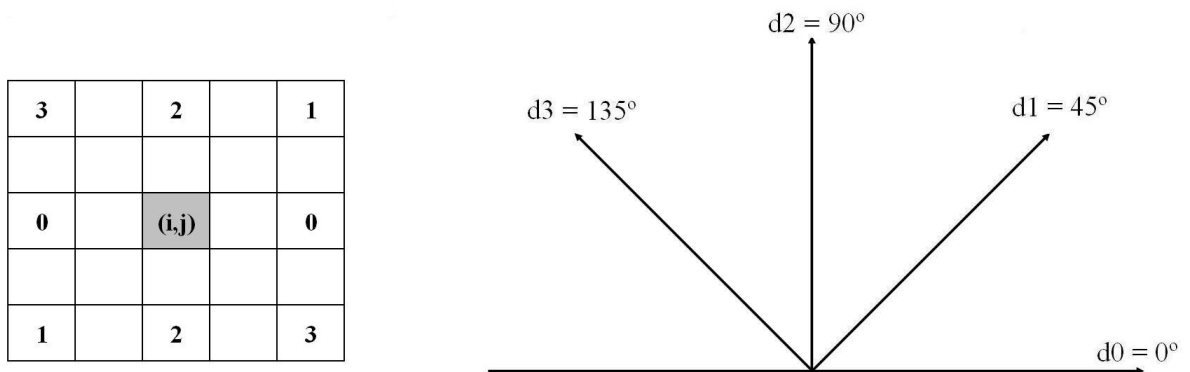


Figura 30: Máscara 5×5 centrada no pixel (i,j) e as quatro possíveis direções do pixel central, propostos pela referência (BALLAN; SAKARYA; EVANS, 1997).

Diferentemente do método proposto por KARU e JAIN (1996), para definir a provável direção $D(i, j)$ do pixel central é preciso calcular o módulo da diferença entre a intensidade de cor deste ponto e de seus vizinhos, de acordo com as quatro direções propostas, conforme podemos verificar na Equação 3.4, em que $I(i, j)$ corresponde a intensidade de cor do pixel central e $I(i_m, j_m)$ a intensidade de cor dos pixels vizinhos para $m = 0,1,2,3$. Pode-se concluir que a inclinação do pixel é orientado ao vizinho cuja intensidade de cor seja mais próxima à sua.

$$D(i, j) = \min\{|I(i, j) - I(i_m, j_m)|\} \quad (3.4)$$

Como o trabalho proposto por KARU e JAIN (1996) define uma maior quantidade de possíveis direções e, conseqüentemente, uma melhor precisão da direção do pixel, foi efetuada a combinação dessa máscara de orientação com a Equação 3.4 descrita no trabalho de BALLAN, SAKARYA e EVANS (1997).

Inicialmente, fez-se o cálculo das somatórias parciais S_0, \dots, S_7 de acordo com a máscara 9×9 (Figura 28a). Posteriormente, o valor da intensidade de cor do pixel central foi

multiplicado por quatro ($4C$), já que cada somatória parcial utiliza os valores de quatro pontos. Com isso, a direção $D(i, j)$ do pixel foi definida pelo menor valor obtido por meio do cálculo do módulo da diferença entre eles (Equação 3.5).

$$D(i, j) = \min\{|4C - S_n|\}, n = 0, \dots, 7 \quad (3.5)$$

A implementação da combinação de ambas as técnicas gerou um resultado visual bem melhor do que havia sido obtido anteriormente com o uso de apenas uma delas, ou seja, foi gerado um mapa direcional correspondente bem mais próximo com a imagem de entrada.

Com a geração correta da imagem direcional, é possível detectar os núcleos e deltas calculando o Índice de Poincaré. Esse índice corresponde a uma pequena curva fechada ao redor do pixel em questão e é calculado pela soma das diferenças nas mudanças direcionais dos ângulos ao redor desta curva (COSTA, 2001). Se esta somatória resultar em 0° , o pixel é chamado **ordinário**, se resultar em 180° é detectado um possível **núcleo** e se resultar em -180° é detectado um possível **delta**.

O cálculo deve ser realizado utilizando blocos de tamanho 2×2 da imagem direcional, iniciando pelo pixel superior esquerdo e percorrendo os pontos do bloco no sentido anti-horário:

$$(i, j) \rightarrow (i, j + 1) \rightarrow (i + 1, j + 1) \rightarrow (i + 1, j) \rightarrow (i, j) \quad (3.6)$$

Durante esse percurso deve ser feita a subtração, dois a dois, dos valores dos ângulos, respeitando a ordem descrita na sequência acima (3.6), sendo que o módulo de cada resultado não deve ultrapassar 90° . Caso ultrapasse, é necessário verificar se esse resultado tem sinal positivo ou negativo. Se for positivo, deve subtrair a ele 180° , e se for negativo, deve somar 180° . Esse procedimento, que pode ser observado na Figura 31, é efetuado para que o valor resultante sempre fique localizado no primeiro quadrante.

Após detectado os possíveis núcleos e deltas, é necessário descartar os falsos pontos singulares. Para isso, é necessário seguir o seguinte procedimento (KARU; JAIN, 1996):

- Os núcleos localizados nas bordas da imagem são descartados. Foi adotado uma largura de borda de 80 pixels;
- Se a distância de um par núcleo-delta for menor que 8 pixels, ambos os pontos singulares são descartados.

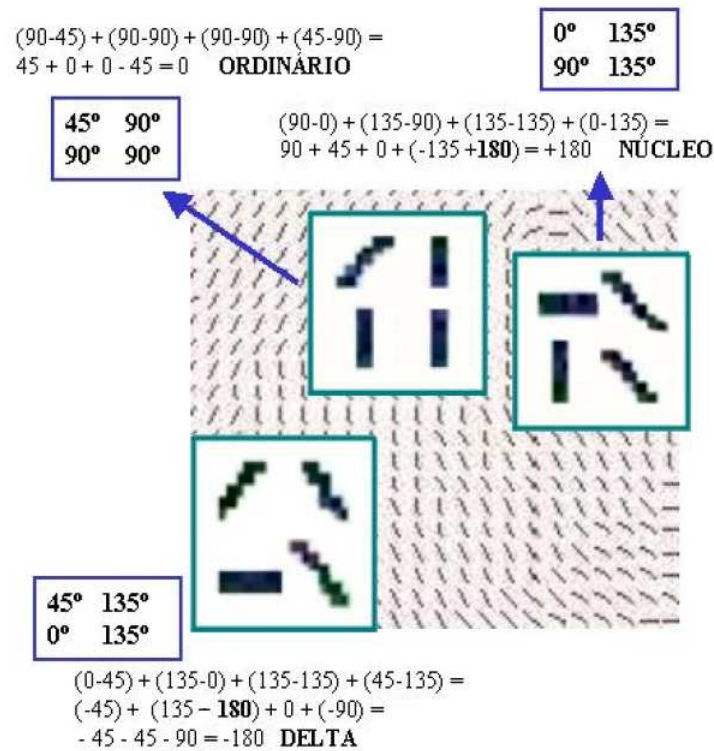


Figura 31: Exemplos de cálculos do Índice de Poincaré.
 Fonte: alterado a partir da referência (COSTA, 2001).

Definição da classe

Após a detecção e extração dos pontos singulares, a classificação da impressão digital é realizada com base na seguinte análise:

- Se o número de núcleos for igual a dois, então a classe é **verticilo**;
- Se o número de núcleos e deltas for igual a zero, então a classe é **arco plano**;
- Se o número de núcleos e deltas for igual a um, então a classe pode ser **arco angular**, **presilha direita** ou **presilha esquerda**;
- Se as características da imagem não se encaixar em nenhum dos itens anteriores, então ela é classificada como **indefinida**.

Para definir em qual das três classes (arco angular, presilha direita ou presilha esquerda) a impressão digital contendo um núcleo e um delta pertence, é necessário analisar as coordenadas x e y de ambos os pontos singulares e também o ângulo que é formado entre a reta que passa por esses dois pontos e a reta horizontal que passa pelo ponto delta. Este ângulo está destacado nos dois exemplos mostrados na Figura 32.

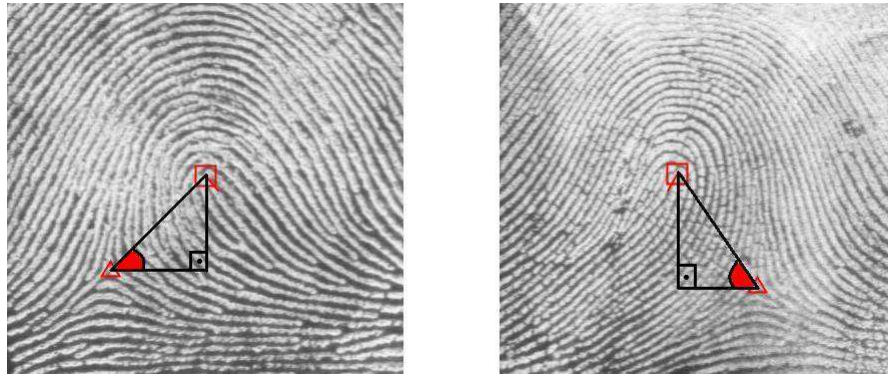


Figura 32: Ângulo utilizado para classificar impressões digitais com um núcleo e um delta.

Para calcular o valor deste ângulo, é necessário primeiramente calcular o Δx e Δy , que são os catetos do triângulo retângulo formado, e são obtidos por meio das equações 3.7 e 3.8 respectivamente. Os valores N_x , N_y , D_x , D_y são as coordenadas do núcleo e do delta da impressão digital, respectivamente.

$$\Delta x = |D_x - N_x| \quad (3.7)$$

$$\Delta y = |D_y - N_y| \quad (3.8)$$

Após o cálculo desses valores, é possível descobrir o valor do ângulo em questão por meio da equação 3.9.

$$\alpha = \arctan(\Delta y / \Delta x) \quad (3.9)$$

Esse valor é obtido em radianos, e a sua conversão para graus é feita pela equação abaixo:

$$\theta = (180 * \alpha) / \pi \quad (3.10)$$

Com o valor do ângulo, é possível fazer a classificação da impressão digital que possui um núcleo e um delta. Segundo COSTA (2001), essa classificação é realizada da seguinte maneira:

- Se o valor do ângulo estiver entre 80° e 100° , a classe é **arco angular**;
- Se o valor do ângulo for menor que 80° ou maior que 100° , a classe é uma **presilha**.

Como neste trabalho, foi utilizado sempre o ângulo interno do triângulo retângulo formado, este será sempre menor que 90° . Portanto, a classificação pode ser simplificada na seguinte forma:

- Se o valor do ângulo for maior ou igual a 80° , então a classe é **arco angular**;
- Se o valor do ângulo for menor que 80° , então a classe será **presilha direita** caso D_x seja menor que N_x , ou **presilha esquerda** caso contrário.

Em resumo, todo o processo de classificação pode ser representado pelo fluxograma ilustrado na Figura 33.

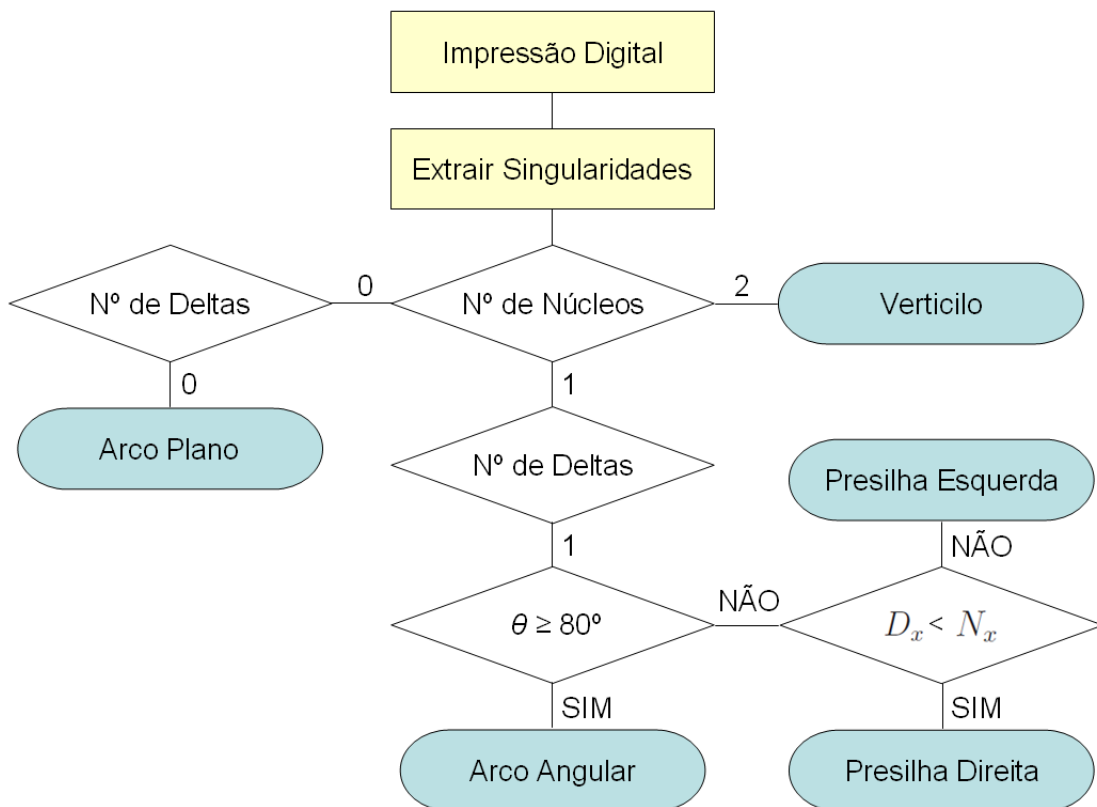


Figura 33: Fluxograma referente ao processo de classificação de impressões digitais.

3.5 Banco de Dados - MySQL

O MySQL é um Sistema Gerenciador de Banco de Dados (SGBD) criado na Suécia em 1996 por Allan Larsson, David Axmark e Michael Monty Widenius (ALECRIM, 2008). Atualmente, é um dos bancos de dados mais populares e mais utilizados em todo o mundo devido às suas características. Algumas das principais são apresentadas a seguir.

- Excelente desempenho, estabilidade e segurança;
- Compatível com inúmeras linguagens de programação, como por exemplo, PHP, Java, Python, C#, C/C++, entre outros;
- É um software livre, sob a Licença Pública Geral (GPL - *General Public License*), que significa que qualquer pessoa pode estudá-lo e/ou alterá-lo conforme a necessidade;
- Baixa exigência de processamento, isto é, não é necessário fazer altos investimentos em *hardware* e/ou infra-estrutura;
- Compatibilidade com várias plataformas, ou seja, pode ser executado em diversos sistemas operacionais, como Windows, Mac OS X, Linux e outras variantes de Unix.

Existem vários tipos diferentes de banco de dados, como por exemplo, relacional, orientado a objetos e hierárquico. O MySQL é do tipo relacional, ou seja, ele utiliza estruturas em forma de tabelas para organizar, armazenar, manipular e recuperar as informações. Essas tabelas são formadas por atributos e preenchidas por registros, que armazenam os valores desses atributos. Cada tabela pode se relacionar entre si por meio de chaves. As chaves indicam a integridade de uma relação e são constituídas por um ou mais atributos (MARCHI, 2010).

O banco de dados implementado no sistema é constituído por três tabelas, cuja modelagem está ilustrada na Figura 34.

sistema_classificacao: armazena os sistemas de classificação existentes;

classe: armazena as classes existentes em cada sistema de classificação;

impressoes_digitais: armazena as informações sobre cada impressão digital, ou seja, o sistema de classificação, a classe processada e sua classe verdadeira, caso esta tenha sido cadastrada previamente.

Com a finalidade de facilitar a execução de operações como a correção, manutenção ou expansão do sistema, que podem ocorrer futuramente, além de eliminar as redundâncias desnecessárias dos dados como a repetição de informações, todas as tabelas foram devidamente normalizadas de acordo com a Terceira Forma Normal (3FN).

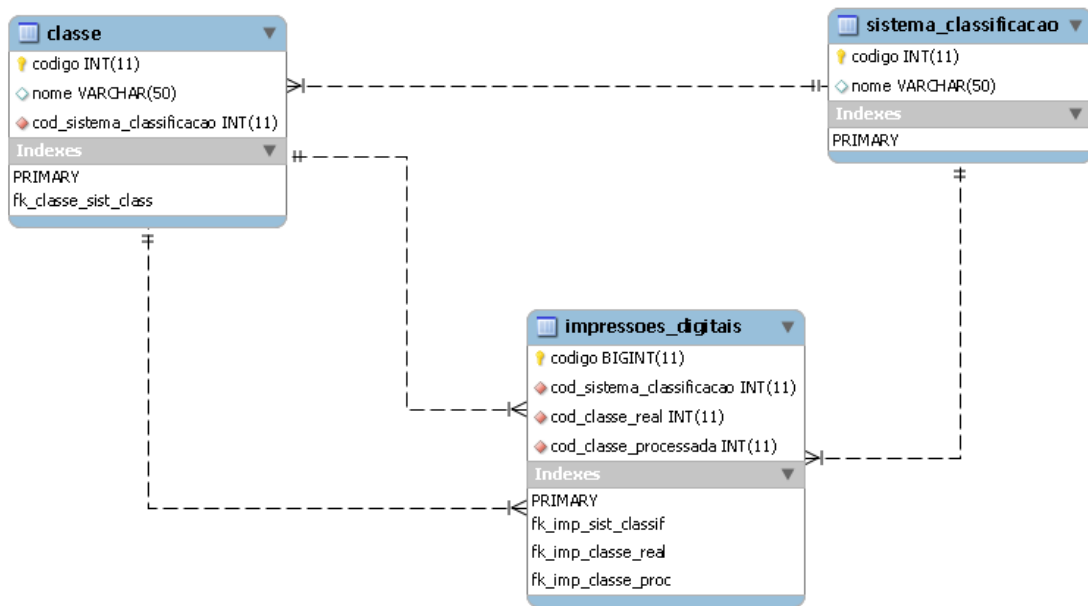


Figura 34: Modelagem do banco de dados.

3.6 Banco de Imagens

Para a realização dos testes, foi utilizada a base de dados número quatro (*Special Database 4*) do *National Institute of Standards and Technology* (NIST), adquirida graças a colaboração do Professor Doutor Aparecido Nilceu Marana da UNESP de Bauru, que possuía essa base.

A grande maioria dos trabalhos, cujo assunto refere-se à classificação de impressões digitais, realizaram os experimentos utilizando esta base de dados (SAMATELO, 2007). Ela é composta por 2.000 pares de imagens (512x482 pixels) de 8 bits, em escala de cinza, totalizando 4.000 impressões digitais. Essas imagens estão distribuídas uniformemente em cinco classes: Arco, Arco angular, Presilha direita, Presilha esquerda e Verticilo. Em algumas situações, até mesmo especialistas forenses podem associar uma mesma imagem de impressão digital à mais de uma classe (DASS; JAIN, 2004). Nestes casos, foi atribuída à imagem, um rótulo adicional referente à classe secundária.

A distribuição numérica em cada uma das classes (primária + secundária) pode ser visualizada por meio da Tabela 2. Como pode-se observar, cada linha apresenta uma soma de 800 imagens, ou seja, cada uma das cinco classes possui exatamente a mesma quantidade de imagens.

Todas as imagens estão em formato JPEG e cada par corresponde a instâncias di-

Tabela 2: Quantidade de impressões digitais de acordo com a classificação primária e secundária.

Classe primária	Classe secundária				
	Arco	Arco Angular	Presilha Dir.	Presilha Esq.	Verticilo
Arco	760	38	2	0	0
Arco angular	150	246	238	166	0
Presilha direita	0	50	746	0	4
Presilha esquerda	0	42	0	756	2
Verticilo	0	0	6	2	792

ferentes da mesma impressão digital, conforme exemplificado na Figura 35. Como essas imagens foram escaneadas a partir de fichas papiloscópicas (SAMATELO, 2007), existem inúmeras delas que possuem baixíssima qualidade, dificultando o processo de extração de características e, conseqüentemente, sua posterior classificação.



Figura 35: Duas imagens distintas referentes à mesma impressão digital.

Em termos de organização, todas as 4.000 imagens da base de dados vieram inseridas em um único diretório. A informação referente à classe a qual cada uma delas pertence está contida dentro de arquivos textos. Cada linha destes arquivos contém o número da imagem e a classe a qual pertence. Cada imagem está rotulada com a letra “f” ou “s”, indicando se é a primeira (*First*) ou a segunda (*Second*) instância, seguido do seu número, que varia entre 0001 e 2000 (f0001 até f2000 - s0001 até s2000).

Diante deste cenário, foi desenvolvido um *software* de apoio a fim de separar as imagens em diferentes diretórios, sendo cada diretório correspondente a uma determinada classe, ou seja, as imagens ficariam devidamente separadas de acordo com sua classificação. Essa organização possibilitou ao sistema principal, fazer a automatização do processo de classificação. Em razão disso, os experimentos, os testes e a posterior análise dos resultados puderam ser realizados de forma muito mais rápida, prática e eficiente.

3.7 Sistema de Apoio

O sistema é constituído por uma tela, ilustrado na Figura 36, e visa um único objetivo: agrupar em um diretório, todas as imagens de impressões digitais de uma mesma classe, isto é, organizar as imagens separando-as de acordo com sua classificação.

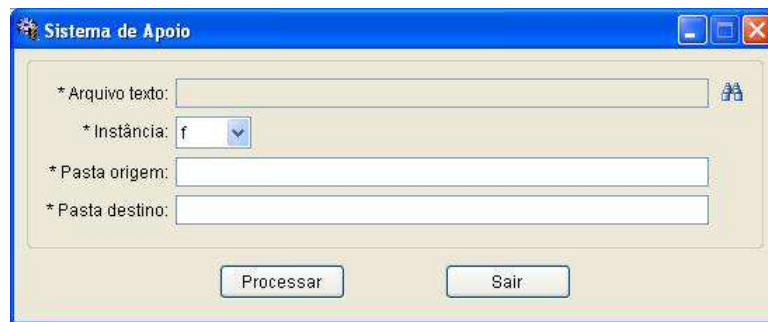


Figura 36: Ilustração da interface do Sistema de Apoio.

Primeiramente, deve-se selecionar o arquivo texto que contém as informações dos números das imagens e suas respectivas classes. Logo abaixo, no campo “Instância”, é necessário definir se os números das imagens contidos no arquivo texto referem-se à primeira (opção f) ou segunda (opção s) instância. Além disso, também é preciso definir os caminhos das pastas de origem e destino. A pasta origem é a pasta que contém as imagens das impressões digitais que serão agrupadas separadamente dentro da pasta destino, de acordo com a classe de cada uma.

No final, depois de efetuado o processamento, as imagens da pasta de origem permanecem intactas, já que é feita uma cópia de cada uma delas para ser inserida na pasta destino.

3.8 Experimentos e Resultados

Essa seção trata dos experimentos que foram realizados a partir da implementação efetuada, utilizando o banco de imagens NIST-4, destacada na Seção 3.6, além de apresentar os resultados que foram obtidos pelo protótipo desenvolvido.

No primeiro experimento, foram utilizadas todas as imagens que possuíam apenas um rótulo de classificação, totalizando 3.300 entradas. Desse número, 393 imagens (cerca de 11,9% do total) não foram validadas, pois possuíam uma qualidade extremamente baixa ou não se enquadraram em nenhuma das regras de classificação, sendo consideradas pelo

sistema como indefinidas. As demais 2.907 imagens produziram o resultado apresentado na Tabela 3.

Tabela 3: Resultado gerado utilizando somente imagens com um rótulo de classificação.

Classe verdadeira	Classe identificada				
	Arco angular	Arco plano	Presilha dir.	Presilha esq.	Verticilo
Arco angular	88	101	8	33	0
Arco plano	0	741	0	0	0
Presilha direita	27	70	539	0	0
Presilha esquerda	16	58	0	556	1
Verticilo	0	14	36	30	589

Analisando esses resultados, pode-se verificar as seguintes taxas de acertos, para cada uma das classes:

Arco angular: 88 de 230 (38,3%);

Arco plano: 741 de 741 (100%);

Presilha direita: 539 de 636 (84,7%);

Presilha esquerda: 556 de 631 (88,1%);

Verticilo: 589 de 669 (88%).

Diante desses números, é possível observar que as classes de maior e a de menor acerto são os arcos. Uma grande quantidade de trabalhos realizaram também seus experimentos unindo essas duas classes em uma única, considerando que os arcos (plano + angular) estão presentes em apenas uma pequena minoria da população (cerca de 5%). Se essa junção for realizada, a taxa de acerto do sistema para os arcos ficaria em aproximadamente 85,4%.

Um segundo experimento foi efetuado utilizando as 700 imagens restantes, que estão definidas com dois rótulos (classe primária + secundária), ou seja, impressões digitais que foram associadas à duas classes diferentes segundo análises de especialistas forenses. Nesse caso, a classificação foi considerada como correta para qualquer uma das duas classes. Foram validadas 661 imagens (aproximadamente 94,4%) e os resultados obtidos nesse experimento estão apresentados na Tabela 4.

Observando os números de ambos os experimentos verifica-se que a acurácia do sistema para a classe arco angular é bem mais baixa se comparado com as outras classes. Isso se

Tabela 4: Resultado produzido utilizando imagens com dois rótulos de classificação.

Classe	Qtde acertos	Total	Acurácia
Arco Angular e Arco Plano	177	182	97,3%
Arco Angular e Presilha Direita	158	269	58,7%
Arco Angular e Presilha Esquerda	86	199	43,2%
Arco Plano e Presilha Direita	2	2	100%
Presilha Direita e Verticilo	7	7	100%
Presilha Esquerda e Verticilo	2	2	100%

justifica pelo fato de que muitas dessas imagens possuem uma qualidade muito baixa, como os exemplos que estão ilustrados na Figura 37, dificultando a detecção de núcleos e deltas mesmo com a utilização de um dos melhores SDKs disponíveis no mercado, utilizado em vários países, presente tanto na comunidade científica quanto na área comercial. Como não há extração nem de núcleo e nem de delta, essas impressões digitais acabam sendo classificadas incorretamente como arco plano.



Figura 37: Exemplos de impressões digitais de baixa qualidade pertencentes à classe arco angular.

Em seu trabalho, SAMATELO (2007), que realizou experimentos com a mesma base de dados utilizada neste projeto, rotulou manualmente todas as imagens de acordo com sua qualidade, por meio da verificação da imagem de orientação, dividindo-as em três grupos: imagens de pobre, média ou de boa qualidade. Segundo sua análise, cerca de 22,35% do número total de imagens são de pobre qualidade e a classe que possui a maior quantidade de impressões digitais nesse grupo é a arco angular, o que corrobora com os resultados obtidos.

Levando em consideração os números referentes aos dois experimentos realizados, é possível verificar, por meio da Tabela 5, a estatística geral do sistema em relação às 4.000 imagens que compõem a base.

A taxa de acerto de 82,54% obtida neste trabalho de monografia está muito próximo

Tabela 5: Números gerais produzidos pelo sistema utilizando a base de dados completa.

Quantidade Total	4.000
Quantidade Classificada	3.568
Quantidade Rejeitada	432
Quantidade de Acertos	2.945
Quantidade de Erros	623
Acurácia	82,54%
Taxa de Rejeição	10,80%
Taxa de Erro	17,46%

aos resultados atingidos por outras publicações da área, existentes na literatura. O trabalho de Karu e Jain (KARU; JAIN, 1996), por exemplo, que serviu como referência para publicação de vários outros artigos, conseguiu uma taxa de acurácia de 85,40%. Já nos experimentos realizados por Hong e Jain (HONG; JAIN, 1999), obteve-se uma taxa de acerto um pouco superior, atingindo 87,50%. Um novo método de classificação foi proposto por Wang e Dai (WANG; DAI, 2007), em que é analisado características específicas do par núcleo-delta para definição de algumas classes de uma impressão digital. Com esta abordagem, conseguiu-se uma acurácia de 88,60%.

O sistema de classificação de impressões digitais criado por Samatelo (SAMATELO, 2007) atingiu uma taxa de acerto de 91,66%, ou seja, 9,12% superior à taxa obtida pelo protótipo desenvolvido neste trabalho de monografia. Considerando que se trata de uma dissertação submetida à um programa de pós-graduação, essa diferença de pouco mais de 9% é justificada, visto que Samatelo desenvolveu seu trabalho em um período de tempo muito maior, obtendo um embasamento teórico superior, além do fato de ter aplicado alguns filtros para melhoria da qualidade das imagens, antes de classificá-las.

É importante destacar que os trabalhos citados acima também fizeram uso de todas as 4.000 imagens da base de dados NIST-4, seguindo a abordagem baseada em regras, de acordo com o sistema de classificação em cinco classes proposto por Henry.

4 *Conclusões e Trabalhos Futuros*

Este trabalho de monografia abordou um assunto que tem crescido muito nos últimos anos. Trata-se do uso de características biométricas como forma de segurança na manutenção de ambientes de acesso restrito, informações confidenciais, serviços, sistemas computacionais em dispositivos embarcados, notebooks, entre outros. Foram discutidos de maneira geral, várias dessas características, sendo que o foco foi dado às impressões digitais, responsável por mais de 60% do mercado mundial de segurança baseado em biometria. Dentro deste contexto, foi investigado o problema de classificação, que é um assunto bastante atual e muito importante, principalmente para a realização do reconhecimento e identificação de indivíduos baseado em impressões digitais.

Embora existam na literatura diversas técnicas para realizar essa classificação, não há um consenso sobre qual delas é a melhor. Nos últimos anos, no entanto, houve um crescimento na utilização de métodos combinados (híbridos) que têm conseguido resultados melhores do que os obtidos utilizando-os de maneira isolada.

Independentemente da(s) técnica(s) utilizada(s), para maximizar o desempenho nos resultados, é extremamente importante que a imagem de entrada passe por processos de melhoramento como por exemplo, a aplicação de filtros que efetuam a restauração de pixels, a fim de diminuir e/ou eliminar grande parte dos ruídos existentes e, conseqüentemente, aumentar a qualidade da impressão digital, já que pequenos erros gerados em etapas iniciais podem se propagar e levar a resultados incorretos ao final de todas as fases do processo.

Neste trabalho, foi desenvolvido um protótipo de sistema capaz de classificar uma ou várias impressões digitais de uma só vez, de acordo com o modelo de classes proposto por Henry. Quando essa classificação é feita individualmente, são apresentados ao usuário alguns atributos extraídos da imagem, como por exemplo, a quantidade de núcleos e deltas existentes. Por outro lado, quando um grupo de impressões digitais é classificado, todo o processo é automatizado, aumentando a rapidez, a agilidade e o desempenho na

obtenção dos resultados.

Conforme foi apresentado no capítulo anterior, para os experimentos realizados, o processo de detecção de núcleos e deltas foi efetuado por meio do uso do SDK *Verifinger* 6.1. A taxa de acurácia do protótipo desenvolvido para as 4.000 imagens da base de dados NIST-4 atingiu 82,54%, sendo que 10,80% do total analisado foram descartados por possuírem uma qualidade muito baixa. Esse índice pode ser considerado apenas razoável, visto que o FBI considera como aceitável, uma taxa de acerto mínima de 99%, podendo ser descartado até 20% do total (KARU; JAIN, 1996). Apesar disso, considerando a péssima qualidade de muitas das imagens dessa base de dados e também o tempo disponível para o desenvolvimento deste projeto, a taxa de acerto obtida pode ser considerada aceitável no contexto de um trabalho de conclusão de curso.

No protótipo desenvolvido, a classificação de uma impressão digital também pode ser efetuada pelo cálculo do Índice de Poincaré, por meio da geração da imagem direcional, ou seja, sem o uso do SDK. Para a obtenção desse mapa de direções, foi implementado uma combinação de dois métodos, sendo um deles proposto no trabalho de KARU e JAIN (1996) e o outro descrito em BALLAN, SAKARYA e EVANS (1997), visto que os resultados gerados por meio da combinação dessas duas técnicas foram superiores aos obtidos utilizando-os separadamente.

Infelizmente, não foi possível realizar os experimentos efetuando a detecção de núcleos e deltas por meio da geração das imagens direcionais e do cálculo dos Índices de Poincaré, em razão do elevado tempo de processamento necessário para classificar todas as 4.000 imagens presentes na base de dados.

Apesar de não ter sido o foco principal deste trabalho, foram implementadas funções básicas sobre algumas etapas da fase de pré-processamento, como por exemplo, afinamento (*thinning*), binarização e filtro de contraste. Também já estão disponibilizados dentro deste protótipo, a fim de facilitar suas implementações em projetos futuros, opções para realizar a classificação de acordo com os sistemas propostos por Galton e Vucetich, além dos outros métodos que são abordados na literatura: estatísticos, estruturais, sintáticos, redes neurais e múltiplos classificadores.

É importante destacar também as inúmeras experiências e o conhecimento que foi adquirido no decorrer do desenvolvimento deste trabalho. Não há dúvidas de que a familiarização com a linguagem C#, na plataforma .NET, potencializa uma possível inserção no mercado de trabalho, já que é uma tecnologia recente que está em plena expansão. Além disso, o embasamento teórico e o domínio de técnicas relacionadas à biometria, em

especial à classificação de impressões digitais, também são aspectos muito positivos na formação profissional.

Em síntese, os objetivos propostos para este trabalho foram atingidos, visto que foi desenvolvido um protótipo que realiza a classificação de impressões digitais utilizando o método baseado em regras, seguindo o sistema de classificação em cinco classes proposto por Henry. Obviamente, por se tratar de um protótipo, muitas melhorias podem ser implementadas como, por exemplo, a aplicação de filtros que visam o aumento da qualidade da imagem de entrada, a otimização dos algoritmos que fazem a geração do mapa direcional e o cálculo do Índice de Poincaré, entre outros.

4.1 Trabalhos Futuros

Tomando como base os resultados obtidos neste trabalho, vários outros temas podem ser explorados e desenvolvidos em projetos futuros. Inúmeras funcionalidades adicionais podem ser implementadas no protótipo do sistema, que já possui a interface preparada para que isso seja possível. Além disso, a coordenação do curso adquiriu recentemente alguns leitores de impressões digitais que também poderão ser utilizados para enriquecer os próximos trabalhos. Na sequência, são apresentados alguns temas interessantes que poderão ser explorados como decorrência desta monografia.

4.1.1 Melhoramento de imagens de impressões digitais

Quando se trabalha com imagens digitais, a confiabilidade do resultado de qualquer operação depende muito da qualidade dessas imagens. No campo das impressões digitais, esse cenário não é diferente. A veracidade dos resultados de operações como classificação, verificação e identificação de impressões digitais depende muito da qualidade da imagem de entrada. Por isso, a aplicação de técnicas de processamento e principalmente de melhoramento em uma etapa inicial é extremamente importante.

Além da binarização, do filtro de contraste e da extração do esqueleto ou afinamento (*thinning*) que foram desenvolvidos neste trabalho, pode-se implementar também outros tipos de técnicas, como por exemplo, a recuperação e a restauração de pixels.

No trabalho de SAMATELO (2007), a imagem de entrada passa inicialmente por um processo de realce de contraste e, posteriormente, aplica-se a transformada discreta de Fourier. Ambos os processamentos visam atenuar os ruídos da imagem e possibilitam a

geração de um mapa direcional de melhor qualidade.

A utilização dessas técnicas de pré-processamento podem levar à correção de um resultado que poderia ser apresentado incorretamente, caso elas não fossem aplicadas na imagem de entrada.

4.1.2 Detecção de núcleos e deltas

Como o foco deste trabalho foi a parte final do processo de classificação de impressões digitais, a etapa da identificação de núcleos e deltas foi realizada de maneira mais eficiente por meio da utilização do *Software Development Kit* (SDK) comercial *VeriFinger* 6.1 da empresa *Neurotechnology*.

Apesar de implementados, o cálculo da imagem direcional e do Índice de Poincaré podem ser melhorados tanto em termos de precisão quanto em termos de desempenho. Além disso, algumas novas funcionalidades como por exemplo, a sobreposição do campo direcional na impressão digital, podem ser elaboradas e inclusive incorporadas junto ao protótipo desenvolvido.

Dado seu grau de importância e relevância, este já é o tema de um trabalho de conclusão de curso que será elaborado ao longo do próximo ano e está diretamente relacionado ao presente trabalho.

4.1.3 Outros métodos de classificação

Conforme já apresentado neste trabalho, a etapa final da classificação de impressões digitais pode ser realizada utilizando inúmeras técnicas diferentes. Diante disso, há possibilidades de serem desenvolvidos trabalhos utilizando outros métodos de classificação, como por exemplo, por meio da implementação de redes neurais. Posteriormente, é possível também realizar um estudo comparando vários desses métodos, verificando por exemplo, eficiência, performance, quantidade de erros, entre outros parâmetros.

4.1.4 Extração de minúcias

Dentre as três formas de realizar o reconhecimento de um indivíduo utilizando impressões digitais (minúcias, cristas e correlação de imagens), a extração de minúcias é a mais utilizada em todo o mundo (MALTONI et al., 2009) e, por isso, é fundamental que ela seja extremamente correta e eficiente. Em virtude disso, esse processo é frequentemente

antecedido por uma etapa de processamento e melhoramento de imagens.

A realização de uma extração ineficiente pode gerar erros que se propagam por todas as fases posteriores do processo, fazendo com que o sistema não efetue corretamente o *matching* (Figura 12 presente na Subseção 2.2.2) e, conseqüentemente, a identificação/verificação do sujeito falhará. Assim, este é um tema de extrema importância que merece ser investigado e aprofundado em futuros trabalhos.

4.1.5 Verificação e/ou identificação de impressões digitais

A implementação dos possíveis temas citados nas seções anteriores visam o desenvolvimento de todas as fases do processo de verificação e/ou identificação de um indivíduo com o uso de impressões digitais. Futuramente, o intuito é unir todos esses módulos isolados e desenvolver um sistema completo capaz de realizar com eficiência essa identificação e verificação. Para facilitar esse processo, pode-se usufruir também de alguns módulos e funcionalidades que estão disponíveis no próprio SDK utilizado neste projeto, e que auxiliam no armazenamento das imagens capturadas diretamente pelo *scanner* do leitor de impressões digitais (*hardware*).

Referências

- ALECRIM, E. *Banco de dados MySQL e PostgreSQL*. 2008. Acesso em: 17 mar. 2011. Disponível em: <<http://www.infowester.com/postgremysql.php>>.
- BALLAN, M.; SAKARYA, F. A.; EVANS, B. L. A fingerprint classification technique using directional images. *Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1997.
- BATISTA, F. A. M. *Aplicação do diagrama de voronoi no reconhecimento de impressões digitais*. [S.l.], 2010. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciência da Computação) - Universidade Estadual Paulista - UNESP, Presidente Prudente.
- BERRY, J.; STONEY, D. A. History and development of fingerprint. In: LEE, H. C.; GAENSSLEN, R. E. (Ed.). *Advances in fingerprint technology*. 2. ed. [S.l.]: CRC Press, 2001, (Forensic and Police Science). cap. 1.
- CAPPELLI, R. et al. Fingerprint classification by directional image partitioning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 21, n. 5, 1999.
- CASADO, R. M. *Extração de minúcias em imagens de impressões digitais*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo - USP, 2008.
- CHEN, X.; FLYNN, P. J.; BOWYER, K. W. Visible-light and infrared face recognition. *The proceedings of Workshop on Multimodal User Authentication - Santa Barbara, CA USA*, p. 8, 2003.
- CHEN, Y.; JAIN, A. K. Dots and incipients: extended features for partial fingerprint matching. In: *Proceedings of Biometric Symposium - Biometric Consortium Conference*. [S.l.: s.n.], 2007.
- CLANCY, T. C.; KIYAVASH, N.; LIN, D. J. Secure smartcardbased fingerprint authentication. In: *Proceedings of the 2003 ACM SIGMM workshop on Biometrics methods and applications*. [S.l.: s.n.], 2003.
- COLE, S. A. History of fingerprint pattern recognition. In: RATHA, N.; BOLLE, R. (Ed.). *Automatic fingerprint recognition systems*. [S.l.]: Springer-Verlag, 2004.
- COSTA, S. M. F. *Classificação e verificação de impressões digitais*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - USP, 2001.
- DASS, S. C.; JAIN, A. K. Fingerprint classification using orientation field flow curves. *The 4th Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 2004.

- EMIROGLU, I.; AKHAN, M. B. Pre-processing of fingerprint images. *European Conference on Security and Detection*, p. 28–30, 1997.
- FALGUERA, F. P. S. *Fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas para reconhecimento de impressões digitais*. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) — Universidade Estadual Paulista - UNESP, São José do Rio Preto, 2008.
- FARIA, D. R. *Reconhecimento de impressões digitais com baixo custo computacional para um sistema de controle de acesso*. Dissertação (Mestrado em Informática) — Universidade Federal do Paraná - UFPR, 2005.
- FOLHAONLINE. *Caixa eletrônico começa a exigir leitura da mão para evitar fraudes*. 2007. Acesso em: 14 jul. 2010. Disponível em: <<http://www1.folha.uol.com.br/folha/informatica/ult124u21495.shtml>>.
- FORNAZIN, M.; CAVENAGHI, M. A. Criptossistemas biométricos baseados no fuzzy vault. In: BRANCO, K. R. L. J. C. et al. (Ed.). *VI Escola regional de informática SP/Oeste 2007*. [S.l.]: FEESR, 2007.
- GREGORY, P.; SIMON, M. A. *Biometrics for dummies*. [S.l.]: Wiley Publisher, Inc., 2008.
- GUMZ, R. A. *Protótipo de um sistema de identificação de minúcias em impressões digitais utilizando redes neurais artificiais feedforward multicamada*. [S.l.], 2002. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciências da Computação) - Universidade Regional de Blumenau.
- HAWTHORNE, M. R. *Fingerprints: analysis and understanding*. [S.l.]: CRC Press, 2009.
- HOLT, C. M. et al. An improved parallel thinning algorithm. *Communications of the ACM*, v. 30, n. 2, p. 156–160, 1987.
- HONG, L.; JAIN, A. Classification of fingerprint images. In: *Proceedings of the 11th Scandinavian Conference on image analysis, Kangerlussuaq*. [S.l.: s.n.], 1999. p. 7–11.
- HONG, L.; JAIN, A. Multimodal biometrics. In: JAIN, A.; BOLLE, R.; PANKANTI, S. (Ed.). *Biometrics: Personal identification in networked society*. [S.l.]: Springer-Verlag, 2006. cap. 16.
- HONG, L.; WAN, Y.; JAIN, A. Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 20, n. 8, 1998.
- IMASTERS. *Biometria*. 2002. Acesso em: 06 ago. 2010. Disponível em: <<http://imasters.uol.com.br/artigo/217/seguranca/biometria/>>.
- JAIN, A.; BOLLE, R.; PANKANTI, S. Introduction to biometrics. In: JAIN, A.; BOLLE, R.; PANKANTI, S. (Ed.). *Biometrics: Personal identification in networked society*. [S.l.]: Springer-Verlag, 2006. cap. 1.

- JAIN, A.; PANKANTI, S. Automated fingerprint identification and imaging systems. In: LEE, H. C.; GAENSSLEN, R. E. (Ed.). *Advances in fingerprint technology*. 2. ed. [S.l.]: CRC Press, 2001, (Forensic and Police Science). cap. 8.
- JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S.; HONG, L. A multichannel approach to fingerprint classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 21, n. 4, p. 12, 1999.
- JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. An introduction to biometric recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image- and Video-Based Biometrics*, p. 29, 2004.
- KARU, K.; JAIN, A. K. Fingerprint classification. *Pattern Recognition*, v. 29, n. 3, p. 389–404, 1996.
- KAWAGOE, M.; TOJO, A. Fingerprint pattern classification. *Pattern Recognition*, v. 17, p. 295–303, 1984.
- KLIMANEE, C.; NGUYEN, D. T. Classification of fingerprints using singular points and their principal axes. In: *Proceedings Int. Conf. on Image Processing*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 2, p. 849–852.
- KOMARINSKI, P. *Automated fingerprint identification systems*. [S.l.]: Elsevier Academic Press, 2005.
- MAIO, D.; MALTONI, D. A structural approach to fingerprint classification. In: *Proceedings of Int. Conf. on Pattern Recognition (13th)*. [S.l.: s.n.], 1996.
- MALTONI, D. et al. *Handbook of fingerprint recognition*. [S.l.]: Springer-Verlag, 2009.
- MARANA, A. N.; FALGUERA, F. P. S. Reconhecimento automático de impressões digitais. In: BRANCO, K. R. L. J. C. et al. (Ed.). *VI Escola regional de informática SP/Oeste 2007*. [S.l.]: FEESR, 2007.
- MARCHI, C. E. *Alinhamento de sequencias de dna*. [S.l.], 2010. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciência da Computação) - Universidade Estadual Paulista - UNESP, Presidente Prudente.
- MATIAS, C. R. S. *Protótipo de um sistema de identificação do(s) delta(s) e núcleo em impressões digitais utilizando redes neurais artificiais*. [S.l.], 2004. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciências da Computação) - Universidade Regional de Blumenau - FURB.
- MATSUMOTO, T. et al. Impact of artificial “gummy” fingers on fingerprint systems. In: *Proceedings of SPIE*. [S.l.: s.n.], 2002. v. 4677.
- MOAYER, B.; FU, K. A tree system approach for fingerprint pattern recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, v. 8, n. 3, p. 376–388, 1986.
- MORAES, A. F. D. *Método para avaliação da tecnologia biométrica na segurança de aeroportos*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - USP, 2006.

- MOSCINSKA, K.; TYMA, G. Neural network based fingerprint classification. In: *Proceedings Int. Conf. on Artificial Neural Networks (3rd)*. [S.l.: s.n.], 1993.
- NANAVATI, S.; THIEME, M.; NANAVATI, R. *Biometrics: Identity verification in a networked world*. [S.l.]: John Wiley & Sons, Inc, 2002.
- NEUROTECHNOLOGY. *Neurotechnology Customers*. 2011. Acesso em: 29 mar. 2011. Disponível em: <<http://www.neurotechnology.com/cgi-bin/customers.cgi>>.
- OLIVEIRA, B. A. B. D. *Reconhecimento de impressões digitais: uma aplicação utilizando campos blob*. [S.l.], 2006. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Ciências da Computação) - Faculdade de Ciências da Computação - UFBA, Salvador.
- ROSS, A.; NADGIR, R. A calibration model for fingerprint sensor interoperability. In: *Proceedings of SPIE Conference on Biometric Technology for Human Identification III*. [S.l.: s.n.], 2006.
- SAMATELO, J. L. A. *Um sistema de classificação de impressões digitais*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal do Espírito Santo - UFES, 2007.
- SENIOR, A. A combination fingerprint classifier. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, v. 23, n. 10, p. 1165–1174, 2001.
- SHEN, W.; ESHERA, M. A. Feature extraction in fingerprint images. In: RATHA, N.; BOLLE, R. (Ed.). *Automatic fingerprint recognition systems*. [S.l.]: Springer-Verlag, 2004.
- TAN, X.; BHANU, B.; LIN, Y. Fingerprint classification based on learned features. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Part C*, v. 35, n. 3, p. 287–300, 2005.
- VIOLA, F. M. *Estudo sobre formas de melhoria na identificação de características relevantes em imagens de impressão digital*. Dissertação (Mestrado em Computação Visual e Interfaces) — Instituto de Computação da Universidade Federal Fluminense - UFF, 2006.
- WANG, L.; DAI, M. Application of a new type of singular points in fingerprint classification. *Pattern Recognition Letters*, v. 28, n. 13, p. 1640–1650, 2007.
- WILSON, C. L.; CANDELA, G. T.; WATSON, C. I. Neural network fingerprint classification. *Journal of Artificial Neural Networks*, v. 1, n. 2, 1994.
- YAO, Y. et al. Combining flat and structured representations for fingerprint classification with recursive neural networks and support vector machines. *Pattern Recognition*, v. 36, n. 2, p. 397–406, 2003.
- ZHANG, T. Y.; SUEN, C. Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. *Communications of the ACM*, v. 27, p. 236–239, 1984.