

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE CIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

Lucas Alexandre Ramos

**SISTEMA BIOMÉTRICO DE IDENTIFICAÇÃO DE PESSOAS
UTILIZANDO POROS E MINÚCIAS DE IMPRESSÕES DIGITAIS**

BAURU- SP, 2014

Lucas Alexandre Ramos

**SISTEMA BIOMÉTRICO DE IDENTIFICAÇÃO DE PESSOAS
UTILIZANDO POROS E MINÚCIAS DE IMPRESSÕES DIGITAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Computação, Faculdade de Ciências da UNESP de Bauru como exigência para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação, área de concentração: Ciência de Computação.

Orientador: “Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana”

BAURU
Janeiro, 2014

Agradecimentos

Gostaria de agradecer primeiramente aos meus pais, Marcio Ramos e Karina Severino Ramos, pela educação, dedicação e apoio, sem vocês eu jamais teria chegado até aqui.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. Aparecido NilceuMarana pela dedicação, atenção e paciência ao longo do desenvolvimento do projeto. Sua dedicação e conselhos me ajudaram a ampliar minha visão sobre diversos aspectos da área acadêmica e profissional.

À minha companheira, Marcia Cristina da Silva, que me apoiou ao longo do curso em todas as decisões, fossem elas importantes ou não, e me incentivou sempre a buscar um lugar no topo e a melhorar cada vez mais. Sem você nada disso seria possível.

Aos meus amigos Marcus Angeloni e Murilo Vargas, pelas dicas e auxílio ao longo do projeto que foram essenciais para o sucesso atingido.

Agradeço também ao meu colega de quarto LuisAntonio, com quem compartilhei esses 4 anos de curso.

À FAPESP (proc. 2012/15959-9) pelo apoio técnico e financeiro, essenciais para conclusão deste trabalho, através do financiamento do projeto intitulado “Fusão de Métodos Baseados em Minúcias, Cristas e Poros para o Reconhecimento de Fragmentos de Impressões Digitais”.

Ao grupo de pesquisa Recogna da Unesp Bauru pelas valiosas discussões em nossos seminários semanais.

Aos membros da banca, ProfDr Aparecido NilceuMarana, Prof. Dra. Simone Domingues Prado e à Dra Alessandra Aparecida Paulino.

E à Unesp pela estrutura oferecida e qualidade do curso.

Resumo

O uso de características físicas para a identificação humana é conhecido como biometria. Dentre as diversas características biométricas disponíveis, a impressão digital é a mais utilizada. A identificação de impressões digitais é feita baseada em padrões das impressões, como o padrão das cristas e as minúcias, características de primeiro e segundo nível respectivamente. Os sistemas atuais de identificação utilizam esses dois níveis de características de impressões digitais, devido ao baixo custo dos sensores. Porém, com o recente avanço na tecnologia de sensores, tornou-se possível a utilização de um terceiro nível de características presentes no interior das cristas, onde se enquadram os poros. Trabalhos recentes mostram que a utilização dessas características de terceiro nível pode aumentar a segurança e a proteção contra fraudes nos sistemas biométricos, uma vez que os poros são de difícil reprodução. Também tem recebido a atenção dos pesquisadores da área de Biometria o desenvolvimento de técnicas de reconhecimento multibiométrico de pessoas, tendo em vista as muitas vantagens proporcionadas. O objetivo desse projeto de pesquisa foi aplicar técnicas de fusão de métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias, cristas e poros para realizar o reconhecimento multibiométrico de pessoas a partir de imagens parciais de impressões digitais, e o desenvolvimento de um sistema automático de identificação de impressões digitais utilizando os três métodos de reconhecimento propostos. Foram avaliados os métodos de extração automática de poros baseado em filtros isotrópicos e adaptativos, e a sua fusão com os métodos de extração baseados em minúcias e cristas. Os experimentos foram realizados sobre a base pública de fragmentos de impressões digitais PolyU HRF e os resultados mostraram uma redução de aproximadamente 16% no EER em relação aos melhores resultados obtidos pelos métodos individualmente.

Palavras-chave: Biometria, Impressão Digital, Poros Sudoríparos, Características de Terceiro Nível, Cristas, Minúcias, Fusão, Multibiometria.

Abstract

The use of physical characteristics for human identification is known as biometrics. Among the many biometrics traits available, the fingerprint is the most widely used. The fingerprint identification is based on the impression patterns, as the pattern of ridges and minutiae, characteristics of first and second levels respectively. The current identification systems use these two levels of fingerprint features due to the low cost of the sensors. However, the recent advances in sensor technology, became possible to use third level features present within the ridges, such as the perspiration pores. Recent studies show that the use of third-level features can increase security and fraud protection in biometric systems, since they are difficult to reproduce. In addition, recent researches have also focused on multibiometrics recognition due to its many advantages. The goal of this research project was to apply fusion techniques for fingerprint recognition in order to combine minutia, ridges and pore-based methods and, thus, provide more robust biometrics recognition systems, and also to develop an automated fingerprint identification system using these three methods of recognition. We evaluated isotropic-based and adaptive-based automatic pore extraction methods, and the fusion of pore-based method with the identification methods based on minutiae and ridges. The experiments were performed on the public database PolyU HRF and showed a reduction of approximately 16% in the EER compared to the best results obtained by the methods individually.

Keywords: Biometrics, Fingerprint, Ridges, Sweat Pores, Level 3 Features, Minutiae, Multibiometrics, Fusion.

Lista de Figuras

Figura 1- Modos de operação de um sistema biométrico: Autenticação ou Identificação. Adaptado de (MALTONI et al.,2009).	6
Figura 2 – Características de impressões digitais (JAIN et al., 2007)..	7
Figura 3 - Exemplos de minúcias encontradas em impressões digitais.....	9
Figura 4 - Curvas FAR, FRR e valor EER.	10
Figura 5 - Curva DET.....	11
Figura 6 - Impressão de baixa qualidade (a esquerda) e após a aplicação do filtro adaptativo (a direita).....	13
Figura 7 - Extração de cristas–(a) Imagem de impressão digital de entrada; (b) Cristas da impressão digital detectadas e afinadas; (c) Retas que passam pelos pixels de uma das cristas da impressão digital (em destaque), obtidas utilizando a Transformada de Hough (MARANA & JAIN, 2005).	14
Figura 8 - Cálculo da rotação baseado nos picos do espaço de Hough (ANGELONI, 2013)..	15
Figura 9 - Pontos de intersecção entre duas retas que passam pela mesma crista utilizados para cálculo dos parâmetros de translação (ANGELONI, 2013).	15
Figura 10 - - Pré-processamento da imagem de impressão digital proposto por (STOSZ & ALYEA, 1994): (a) Imagem original; (b) Imagem após a limiarização; e (c) Resultado do afinamento no esqueleto cru (STOSZ & ALYEA, 1994).	17
Figura 11 - Detecção de poros proposta por (STOSZ & ALYEA, 1994): (a) Localização de poros denotada por uma caixa quadrada; (b) Imagem do esqueleto cru; e (c) Efeito da limpeza do esqueleto (STOSZ & ALYEA, 1994).....	17
Figura 12 - Extração dos poros proposta por Jain et al. (2006, 2007). (a) Uma imagem de impressão digital parcial de 1000 dpi. (b) Realce das cristas na imagem mostrada em (a) usando filtros de Gabor. (c) Uma combinação linear de (a) e (b). (d) Resposta wavelet ($s = 1.32$) da imagem em (a). (e) Uma combinação linear de (d) e (b). (f) Poros extraídos (círculos coloridos) depois de aplicar o limiar na imagem em (e) (JAIN et al., 2007).	18
Figura 13 - Poros extraídos utilizando o método baseado em filtros adaptativos. (a) Imagem de entrada; (b) Imagem com os poros extraídos em destaque (cor verde)(ZHAO et al.,2010).	19
Figura 14 - Correspondência de poros entre a imagem de referência e a imagem de consulta. (a) Cristas da imagem de referência; (b) Cristas da imagem de consulta; (c) Melhor alinhamento obtido pelas cristas; (d) Poros extraídos da imagem de referência; (e) Poros extraídos da imagem de consulta; (f) Correspondência de poros, onde caixas delimitadoras foram obtidas a partir dos poros da imagem de referência, e as coordenadas dos poros da imagem de consulta foram transformados de acordo com o alinhamento obtido pelas cristas (ANGELONI, 2013).	20
Figura 15 - Possíveis cenários de fusão multibiométrica para a identificação de indivíduos (ROSS et al, 2006).	23
Figura 16 - Quantidade de informação de um dado ao longo do processo de identificação biométrica (ROSS et al, 2006).	24
Figura 17 - Possíveis níveis de fusão multibiométrica (ROSS e JAIN, 2004).	25
Figura 18 - Amostras de impressões digitais disponíveis na base PolyU HRF: (a) DBI – teste, (b)DBI – treino, e (c) DBII.	27

Figura 19 - Fragmentos de impressões digitais de dois dedos diferentes, da base de dados DB I PolyU HRF que apresentaram pontuação elevada na comparação pelo método baseado em minúcias.....	29
Figura 20 - Exemplos de pares de fragmentos de impressões digitais do mesmo dedo, do mesmo indivíduo, para os quais o método baseado em minúcias retornou pontuação igual à zero.	30
Figura 21 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações genuínas.	31
Figura 22 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações impostoras.....	31
Figura 23 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações impostoras e genuínas.	31
Figura 24 - Distribuição genuína e impostora e suas respectivas taxas de FAR e FRR para um dado limiar (Jain et al, 2004).....	32
Figura 25 - Gráfico das curvas de FRR (azul) e FAR (vermelha).....	32
Figura 26 - Curva DET do método baseado em Minúcias para a base de dados PolyU HRF.	33
Figura 27 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações genuínas e impostoras.	34
Figura 28 - Curvas de FAR e FRR do método de reconhecimento baseado em cristas.....	34
Figura 29 - Curva DET do método de reconhecimento baseado em cristas.....	35
Figura 30 - Análise de requisitos do sistema.	46
Figura 31 - Tela de Cadastro	49
Figura 32 - Mensagem de erro exibida caso o usuário não preencha algum campo obrigatório em alguma tela.....	49
Figura 33 - Mensagem de erro exibida caso o login escolhido pelo usuário não esteja disponível.	50
Figura 34 - Mensagem exibida quando o cadastro é concluído com sucesso	50
Figura 35 - Tela de Autenticação.	51
Figura 36 - Mensagem de autenticação bem sucedida.	51
Figura 37 - Mensagem de autenticação rejeitada.	51
Figura 38 - Tela de identificação	52
Figura 39 - Mensagem informando que o método não obteve resultado.	53
Figura 40 - Tela de Opções.....	53

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Comparação entre características biométricas. Adaptado de (JAIN et al., 2004).....	5
Tabela 2 - Detalhes da base de dados PolyU HRF.....	28
Tabela 3. Resultados obtidos com o método de reconhecimento baseado em poros na base de dados DB I PolyU HRF, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada.	36
Tabela 4. Resultados obtidos com o método de reconhecimento baseado em poros aplicado na base de dados DB I PolyU HRF, utilizando as restrições baseadas em cristas, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada.....	37
Tabela 5. Valores de Q-Statistic para os métodos de minúcia e poros.....	39
Tabela 6. Valores de Q-Statistic para os métodos de cristas e poros.	40
Tabela 7. Valores de Q-Average para os métodos de minúcias, cristas e poros.	40
Tabela 8. Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em poros, adotando a primeira estratégia proposta, utilizando-se a base de dados BD I PolyU HRF.	41
Tabela 9. Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em minúcias com os métodos baseados em poros, adotando a primeira estratégia proposta, utilizando-se a base de dados BD I PolyU HRF.	42
Tabela 10. Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas, minúcias e poros, utilizando-se a base de dados PolyU HRF.....	44
Tabela 11 - Riscos do projeto (classificados em Baixa, Média e Alta).....	48

Sumário

1-Introdução.....	2
2-Biometria.....	4
2.1 Impressões Digitais	6
2.2 Sistemas AFIS	8
2.3 Reconhecimento Automático de Impressões Digitais	8
2.4 Avaliação de Desempenho de Sistemas Biométricos.....	9
3-Métodos de Reconhecimento de Impressões Digitais.....	12
3.1Método de Reconhecimento Baseado em Minúcias	12
3.2Método de Reconhecimento Baseado em Cristas	13
3.3Método de Reconhecimento Baseado em Poros	16
4-Técnicas de Fusão Multibiométrica	21
4.1Cenários de Fusão	21
4.2Fatores que Afetam a Fusão Multibiométrica.....	23
4.3Níveis de Fusão Multibiométrica	24
4.4Fusão Multibiométrica no Nível de Pontuação.....	26
5-Resultados Experimentais	27
5.1Base de Dados PolyU HRF	27
5.2Método Baseado em Minúcias	28
5.3Método Baseado em Cristas.....	33
5.4Método Baseado em Poros.....	35
5.5Método Baseado na Fusão das Minúcias, Cristas e Poros	37
5.6Fusão do Método Baseado em Cristas com os Métodos Baseados em Poros.....	41
5.7Fusão do Método Baseado em Minúcias com os Métodos Baseados em Poros.....	42
5.8Fusão do Método Baseado em Minúcias com o Método Baseado em Cristas.....	43
5.9Fusão do Método Baseado em Minúcias, Cristas e Poros	43
6-Projeto do Software Desenvolvido.....	44
6.1Ferramentas de Desenvolvimento	45
6.2Análise de requisitos	45
6.3Mudanças de requisitos	47
6.4Análise de Riscos	48
6.5O sensor	48
6.6Cadastro	49
6.7Autenticação.....	50
6.8Identificação.....	52
6.9Opções	53

7-Conclusões	54
7.1Trabalhos Futuros	54
Referências Bibliográficas.....	56

Capítulo 1

Introdução

Devido às crescentes demandas por segurança e o aumento na capacidade dos sensores, diversos estudos com as características de terceiro nível de impressões digitais foram realizados, como em (ANGELONI, 2013), onde o método de reconhecimento de fragmentos de impressões digitais baseado em cristas proposto por (MARANA & JAIN 2005) foi melhorado utilizando-se os poros sudoríparos detectados nas cristas nas etapas de registro e comparação, através de sua fusão com um método de reconhecimento baseado em poros.

Muitos sistemas biométricos, apesar de precisos quando expostos a situações onde as impressões digitais são completas, podem apresentar problemas de segurança quando expostos a fragmentos de impressões ou impressões latentes.

Segundo (ROSS, NANDAKUMAR e JAIN, 2006), a utilização de sistemas multibiométricos pode melhorar significativamente a acurácia de um sistema, tornando-o mais seguro, além de possibilitar uma melhor abrangência da população.

Algumas áreas como a investigação forense ou locais de acesso restrito exigem sistemas com grande precisão e que sejam capazes de se adequar a situações onde as informações sobre as impressões digitais são incompletas, e apenas fragmentos estão disponíveis, devido a forma como foram obtidas.

Um estudo capaz de unir todas as características, (de primeiro, segundo e terceiro nível) de impressões é de extrema importância para determinadas áreas como as citadas acima.

O objetivo desse projeto de pesquisa foi estudar, aplicar e avaliar técnicas de fusão de métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias, cristas e poros para realizar o reconhecimento multibiométrico de pessoas a partir de imagens parciais de impressões digitais, e a partir desse estudo, projetar e implementar um sistema para realizar o reconhecimento automático de impressões digitais utilizando os três métodos propostos.

São comuns casos onde sistemas biométricos simples são fraudados, como no caso da autoescola que utilizava impressões digitais de silicone para fraudar a presença dos alunos no

estabelecimento, e dessa forma, fraudar as carteiras de habilitação¹, ou no caso recente ocorrido na cidade paulista de Ferraz de Vasconcelos onde médicos do SAMU fraudavam o sistema de controle de ponto utilizando dedos de silicone.

Com a adição de poros, o sistema biométrico baseado em impressões digitais se torna muito mais seguro, uma vez que os poros da impressão são de difícil reprodução, e estudos indicam que podem ser utilizados para se diferenciar impressões falsas, de silicone ou outros materiais, de impressões verdadeiras (ULUDAG & JAIN, 2004).

Esta monografia está estruturada da seguinte forma: No Capítulo 2 são descritos os principais conceitos relacionados a biometria, com o foco voltado para as impressões digitais. No Capítulo 3 os métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias, cristas e poros são descritos. No Capítulo 4 são abordadas técnicas de fusão multibiométrica e os níveis de fusão. No Capítulo 5 são discutidos os resultados experimentais obtidos com a aplicação dos métodos de reconhecimento baseado em minúcias, cristas e poros na base de dados PolyU HRF e os resultados obtidos após a fusão dos métodos. No Capítulo 6 é descrito o software desenvolvido e todas as suas funções. No capítulo 7 são apresentadas as conclusões do autor e apontados os trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos.

¹<http://g1.globo.com/Noticias/SaoPaulo/0,,MUL588564-5605,00-ESCUTAS+MOSTRAM+FRAUDES+NA+ENTREGA+DE+CARTEIRAS+DE+HABILITACAO.html>

Capítulo 2

Biometria

Neste capítulo são descritos conceitos importante relacionados à biometria, com foco especial em impressões digitais e suas características.

Segundo JAIN et al. (2011) o conceito de biometria é definido como o reconhecimento de indivíduos baseado em suas características físicas ou comportamentais.

Para que uma característica biométrica possa ser utilizada, ela deve possuir as seguintes propriedades:

- 1- **Universalidade:** A característica biométrica deve estar presente em todos os indivíduos da população alvo;
- 2- **Singularidade:** A característica biométrica deve ser única para cada indivíduo da população alvo;
- 3- **Permanência:** A característica biométrica não deve sofrer grandes alterações ao longo do tempo;
- 4- **Coletabilidade:** A característica biométrica deve ser possível de ser medida quantitativamente;
- 5- **Desempenho:** A característica biométrica deve ser simples de ser obtida e ter um bom desempenho de processamento em termos de eficácia, tempo e memória utilizada;
- 6- **Aceitabilidade:** A característica biométrica deve ser aceita pelos indivíduos da população alvo;
- 7- **Circunvenção:** A característica biométrica deve ser segura contra fraudes.

Evidentemente nenhuma característica pode ser considerada ótima, ou seja, nenhuma delas apresenta um desempenho alto em todas as propriedades descritas. A Tabela 1 mostra uma comparação entre as características biométricas mais populares.

Tabela1 - Comparação entre características biométricas. Adaptado de (JAIN et al., 2004)

(A = Alta, M = Média, B = Baixa)

Biometria	Propriedades						
	1	2	3	4	5	6	7
Face	A	B	M	A	B	A	A
Impressão Digital	M	A	A	M	A	M	B
Geometria das Mãos	M	M	M	A	M	M	M
Veias das Mãos	M	M	M	M	M	M	B
Iris	A	A	A	A	A	B	B
Retina	A	A	A	B	A	B	B
Assinatura	B	B	B	A	B	A	A
Voz	M	B	B	M	B	A	A
Termograma Facial	A	A	B	A	M	A	B
Odor	A	A	A	B	B	M	A
DNA	A	A	A	B	A	A	B
Padrão de Digitação	M	B	B	A	B	A	M

Apesar de a impressão digital apresentar algumas características avaliadas como médias, ela não apresenta nenhuma característica com baixa avaliação, o que a torna uma das mais populares, especialmente no Brasil, onde é a forma de reconhecimento biométrico mais utilizada, devido ao seu bom desempenho, boa unicidade, boa coletabilidade e boa permanência.

Atualmente, existem diversas técnicas para se estabelecer a identidade de uma pessoa, sendo que a maioria delas envolve o uso de cartões e/ou senhas, porém os cartões podem ser facilmente perdidos e as senhas facilmente esquecidas. De acordo com ROSS et al. (2006), a biometria oferece uma solução simples e natural para esse problema, identificando os indivíduos por meio de suas características físicas ou comportamentais.

Existem duas formas distintas de se operar um sistema biométrico: autenticação ou identificação.

Na autenticação são utilizados os dados biométricos pré-coletados do indivíduo que está se apresentando para a identificação. Os dados recuperados do banco de dados são comparados com os dados extraídos pelo sensor para estabelecer sua autenticidade ou não. Nesse modo de operação a comparação é 1:1.

Na identificação, uma base de dados contendo amostras de n indivíduos é utilizada na comparação com a amostra de entrada do sensor, até se estabelecer a identidade do indivíduo. Nesse modo de operação, a comparação é 1:n, onde n é o número de indivíduos cadastrados no banco.

A Figura 1 ilustra os dois modos de operação de um sistema biométrico.

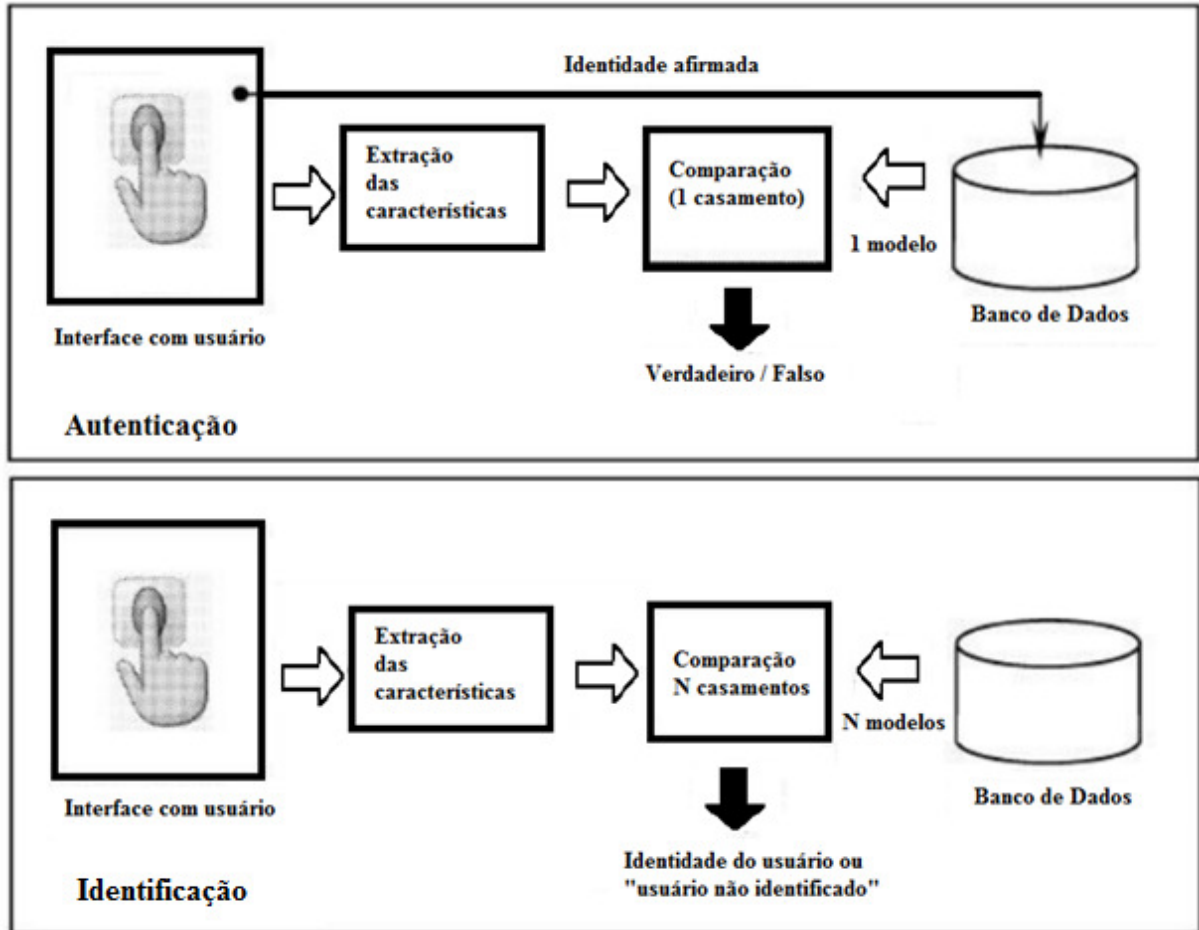


Figura 1- Modos de operação de um sistema biométrico: Autenticação ou Identificação. Adaptado de (MALTONI et al.,2009).

2.1 Impressões Digitais

O primeiro passo na identificação de um indivíduo utilizando sua impressão digital é a aquisição da impressão por meio de um sensor. A imagem capturada, chamada de *template*, pode ser então cadastrada em um banco de dados para servir posteriormente como referência na autenticação ou na identificação.

Uma impressão digital apresenta três níveis de características: os padrões formados pelas cristas (características de nível um), as minúcias (características de nível dois) e os

detalhes extraídos das cristas, como os poros e cicatrizes (características de nível três). A Figura 2 ilustra os três níveis de características das impressões digitais.

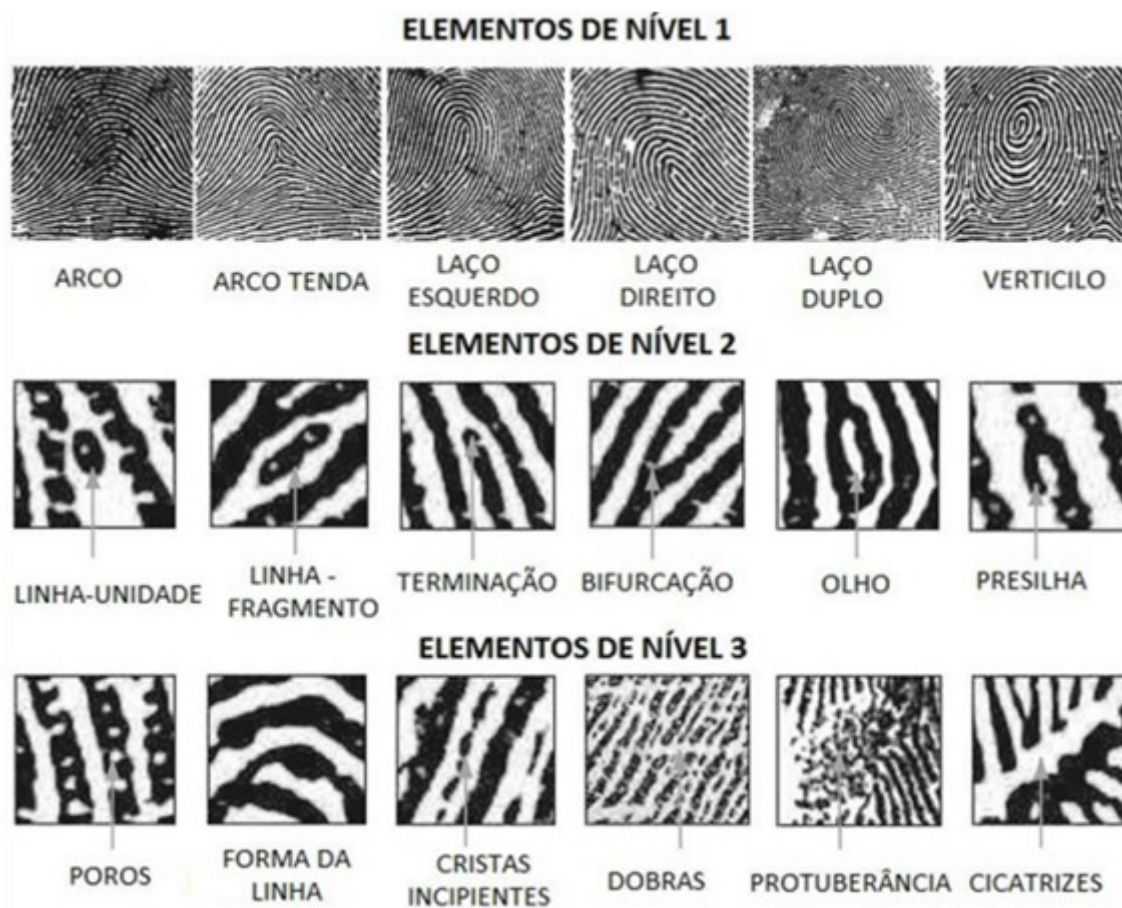


Figura 2 – Características de impressões digitais (JAIN et al., 2007).

As características de nível um não possuem informação suficiente para identificar uma pessoa, sendo usadas apenas na classificação das impressões digitais. Já as características de nível dois apresentam informação suficiente para discriminar um indivíduo (CHABERSKI,2008), sendo as mais utilizadas atualmente devido à facilidade em se obter e ao baixo custo dos sensores.

As características de nível três também possuem informação suficiente para se realizar a discriminação de um indivíduo, sendo únicas, permanentes e imutáveis (ASHBAUGH, 1999). Além disso, essas características normalmente apresentam uma maior dificuldade em sua reprodução em casos de tentativa de fraude, tornando os sistemas em que são empregadas, mais seguros e confiáveis.

2.2 Sistemas AFIS

Os primeiros sistemas AFIS (Automated Fingerprint Identification System) para reconhecimento automático de impressões digitais foram criados no início da década de 1960, pelo FBI nos Estados Unidos. O objetivo era utilizar a tecnologia emergente dos computadores para auxiliar ou substituir o trabalho exaustivo de se classificar e comparar manualmente as impressões digitais disponíveis na época. O rápido sucesso fez que com se proliferassem ou redor do mundo e continuam sendo empregados até hoje. Os AFIS empregam atualmente apenas as características de primeiro e segundo níveis (JAIN, CHEN e DEMIRKUS, 2007) (ZHAO et al., 2008). Isso se deve basicamente ao fato das imagens das impressões digitais serem, em geral, obtidas com resoluções de até 500 dpi, inferior à resolução estipulada pelo NIST (National Institute of Standards and Technology-EUA), que em 2007 publicou em suas diretrizes e normas a recomendação do emprego de características de terceiro nível no reconhecimento de impressões digitais e a adoção de imagens com resolução mínima de 1000 dpi para permitir a extração adequada dessas características (OLIVEIRA e CONCI, 2009) (VATSA et al., 2009). Em 2000, o FBI criou o IAFIS para integrar todos os AFIS que operavam isoladamente nos EUA.

2.3 Reconhecimento Automático de Impressões Digitais

Segundo MALTONI et al. (2009), as abordagens utilizadas no reconhecimento automático de impressões digitais podem ser classificadas da seguinte forma:

Baseadas em correlação: duas amostras de impressões digitais são sobrepostas e a correlação entre os pixels, no nível dos tons de cinza, é computada mediante diferentes alinhamentos. Esta abordagem tende a ser bastante ineficiente em termos de tempo de processamento, uma vez que há inúmeros alinhamentos para as quais as correlações devem ser calculadas. As técnicas de reconhecimento de impressões digitais baseadas nas características de primeiro nível enquadram-se nessa categoria;

Baseadas em minúcias: as minúcias (como as bifurcações e terminações) são extraídas das impressões digitais e armazenadas como um conjunto de pontos no plano bidimensional. A fase de casamento consiste em encontrar o alinhamento entre o conjunto de minúcias da imagem de referência e da imagem de consulta que resulta no número máximo de pares associados de minúcias. As técnicas de reconhecimento de

impressões digitais baseadas nas características de nível dois enquadram-se nessa categoria;

Baseadas nas características das cristas: as abordagens pertencentes a esta família comparam as impressões digitais em termos das características extraídas das suas cristas, tais como orientação local, frequência, forma da crista, informação da textura, etc. As técnicas de reconhecimento de impressões digitais baseadas nas características de nível três enquadram-se nessa categoria.

Os sistemas baseados em minúcias são os mais utilizados tanto por empregarem o método adotado pelos especialistas forenses, quanto pela sua aceitação como prova de identidade em praticamente todos os países (MALTONI et al., 2009). Essa abordagem envolve a utilização de um vetor de características que tem como elementos, os descritores das minúcias. Por isso, os métodos dessa abordagem são baseados em algoritmos de casamento de pontos, que consistem em encontrar uma transformação (deslocamento, rotação e escala), tal que o conjunto de pontos da imagem de referência corresponda ao conjunto de pontos da imagem de consulta.

A Figura 3 mostra algumas minúcias que podem ser extraídas de uma imagem de impressão digital.

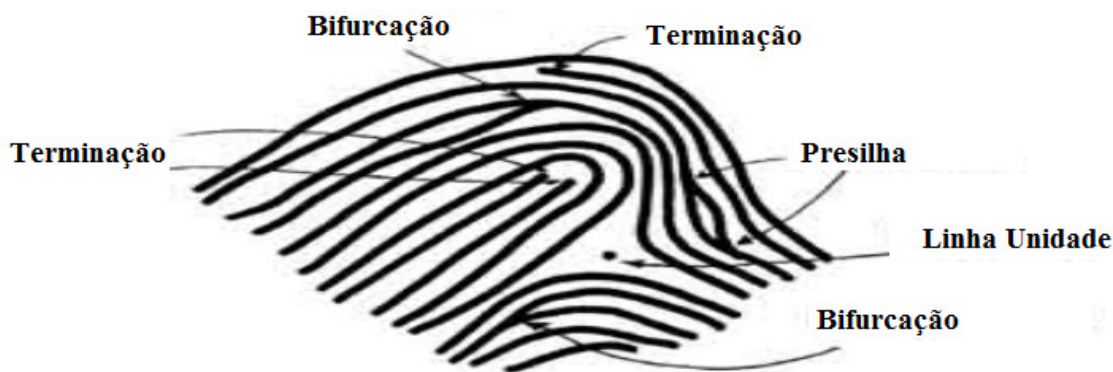


Figura 3 - Exemplos de minúcias encontradas em impressões digitais.

2.4 Avaliação de Desempenho de Sistemas Biométricos

Diferentemente de sistemas baseados em senhas, onde uma combinação perfeita entre a cadeia de caracteres de entrada e a cadastrada é necessária, segundo ROSS et al. (2006), um sistema biométrico raramente encontra duas amostras de um traço biométrico que resultem exatamente no mesmo conjunto de características. Isso se deve às imperfeições dos sensores e

das características do ambiente onde a característica biométrica foi obtida, podendo gerar ruídos na imagem.

A variabilidade entre dois conjuntos de características pertencentes a um mesmo indivíduo é chamada de variação intraclasse, enquanto a variação entre conjuntos de diferentes indivíduos é chamada de variação interclasses. Um conjunto ideal de características possui uma baixa variação de intraclasse e uma alta variação interclasses (ROSS et al., 2006).

Para a avaliação do desempenho de sistemas biométricos é comum o uso de duas medidas conhecidas como FAR (False Accept Rate), ou taxa de falsas aceitações, e o FRR (False Reject Rate), ou taxa de falsas rejeições. A FAR ocorre quando a comparação de imagens de dois indivíduos diferentes é dada como sendo do mesmo indivíduo. A FRR, por outro lado, ocorre quando a comparação de imagens de um mesmo indivíduo é dada como sendo de indivíduos diferentes. Em geral, em um sistema biométrico, quando aumenta-se o FAR, diminui-se o FRR, e vice-versa. É considerado muito difícil baixar ambas as taxas de erros simultaneamente.

Podemos utilizar os diversos valores de FAR e FRR e resumi-los em uma única curva chamada DET (Detection Error Tradeoff), que traça um gráfico do FRR pelo FAR com vários valores de limiar e interpola entre esses pontos, ou seja, para cada valor de limiar utilizado dentro da intersecção entre as curvas de FRR e FAR, obtém-se um novo valor para cada, que é utilizado em um novo gráfico chamado de curvas ROC (Receiver Operating Characteristics).

Por meio das curvas ROC é possível medir o desempenho do sistema encontrando-se o EER (EqualError Rate), que é o valor onde as curvas de FAR e FRR interceptam-se.

A Figura 4 ilustra as curvas FAR, FRR e o EER, e a Figura 5 ilustra a curva DET.

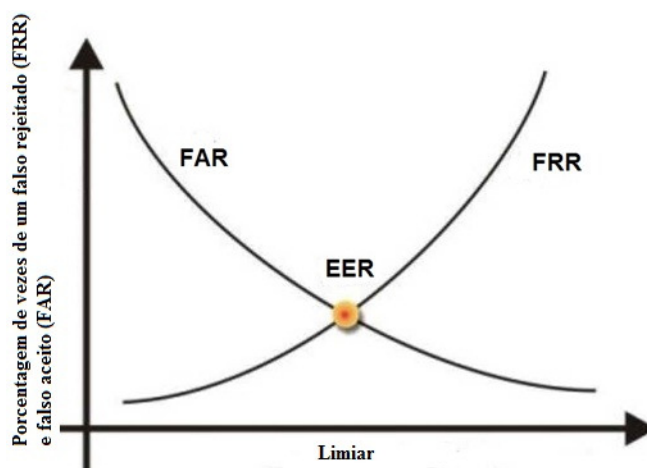


Figura 4 - Curvas FAR, FRR e valor EER.

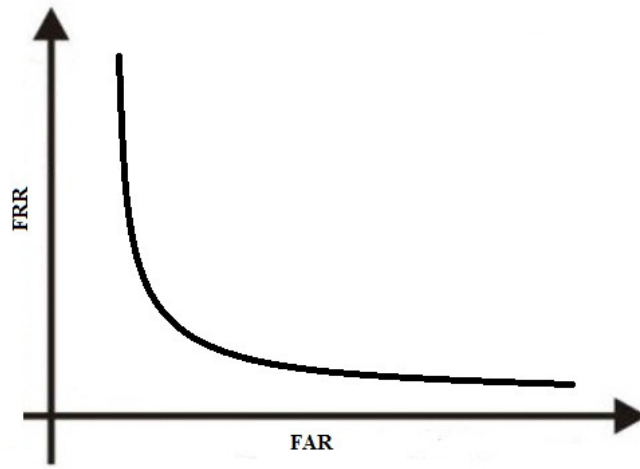


Figura 5 - Curva DET.

Capítulo 3

Métodos de Reconhecimento de Impressões Digitais

Neste capítulo são descritos os métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias, cristas e poros.

3.1 Método de Reconhecimento Baseado em Minúcias

Verifinger é uma tecnologia de identificação voltada para sistemas biométricos. Essa tecnologia conta com um SDK desenvolvido para diversas linguagens como: C#, Delphi e Visual Basic, e plataformas, como Microsoft Windows, Linux e Mac OS.

O Verifinger utiliza um conjunto de pontos (minúcias) para o reconhecimento de impressões digitais e disponibiliza um conjunto de algoritmos que aumentam seu desempenho e confiabilidade. Algumas características desses algoritmos são descritas abaixo:

Impressões digitais roladas e planas: O algoritmo da Verifinger tem uma grande tolerância à deformações, tornando-o muito confiável em casos de impressões digitais roladas e planas, uma vez que essas impressões apresentam um grande grau de deformação;

Tolerância a Rotação, Translação e Deformações: O algoritmo da Verifinger é capaz de identificar impressões mesmo que estas tenham sido rotacionadas, transladadas ou deformadas, e apresentem apenas de 5 a 7 minúcias em comum (normalmente impressões do mesmo dedo costumam ter por volta de 20 a 40 minúcias em comum);

Capacidade de Identificação: O algoritmo da Verifinger pode atuar no modo autenticação ou identificação;

Filtro de imagem adaptativo: O algoritmo Verifinger conta com um filtro capaz de eliminar ruídos e melhorar a qualidade de imagens deterioradas. A Figura 6 mostra uma impressão de baixa qualidade a esquerda e sua respectiva imagem após a aplicação dos filtros e identificação das minúcias ao lado direito.



Figura 6 - Impressão de baixa qualidade (a esquerda) e após a aplicação do filtro adaptativo (a direita).

Scanners: A Verifinger conta com algoritmos que ajudam a atingir melhores resultados em imagens obtidas por meio de *scanners*, além de ser compatível com *scanners* de diversos fabricantes.

Informações detalhadas sobre o método de reconhecimento de impressões digitais baseado em minúcias, como os métodos de extração e comparação utilizados, não são fornecidas pela Verifinger.

3.2 Método de Reconhecimento Baseado em Cristas

Nesta seção é apresentado o método de reconhecimento de impressões digitais baseado em cristas proposto por (MARANA & JAIN, 2005), que utiliza a Transformada de Hough

Nesse método, há três fases: extração, registro e comparação.

A fase de extração de características é feita de seguinte forma:

Extração e afinamento das cristas: Nesse primeiro passo é utilizado o algoritmo proposto por (JAIN et al., 1997), onde as cristas são extraídas através da aplicação de duas máscaras após estimar o campo de orientação da impressão e da segmentação do fundo;

Extração das retas que descrevem as cristas: Esta fase extrai as retas que passam pelos pixels das cristas. Para detectar essas retas, utiliza-se a Transformada de Hough com a equação da reta definida na equação (1), onde ρ é a distância da reta a origem e θ é a orientação do vetor normal à reta. Utilizando uma matriz (HS) acumuladora, este procedimento incrementa os elementos da matriz $HS(r,t)$ onde r e t são ρ e θ respectivamente, para todas as retas que passam por um determinado pixel da crista;

$$\rho = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta \quad (1)$$

Deteção dos picos do Espaço de Hough: Depois que todos os pixels de uma determinada crista são processados, é realizada uma busca na matriz acumuladora H . Se um limiar é utilizado para encontrar os picos (maiores valores). Os picos indicam os parâmetros das retas que melhor descrevem uma determinada crista.

Classificação das cristas: As cristas são categorizadas de acordo com a curvatura de suas retas, por exemplo, na categoria 1 a crista é reta e na categoria 5 ela é próxima de circular. Quanto mais variam as inclinações das retas detectadas em uma crista, maior é o grau de curvatura da crista;

A Figura 7 ilustra o funcionamento do método de extração de cristas e de detecção das retas que passa por elas.

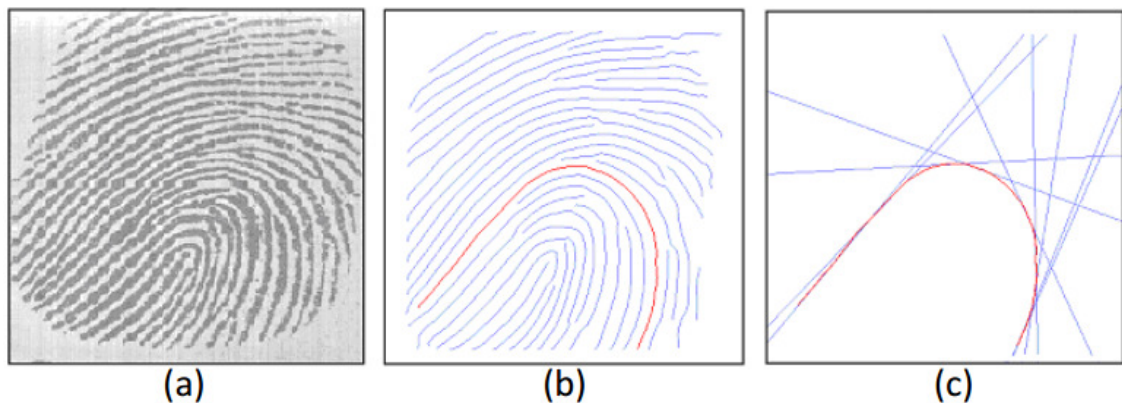


Figura 7 - Extração de cristas—(a) Imagem de impressão digital de entrada; (b) Cristas da impressão digital detectadas e afinadas; (c) Retas que passam pelos pixels de uma das cristas da impressão digital (em destaque), obtidas utilizando a Transformada de Hough (MARANA & JAIN, 2005).

Após a extração das cristas, inicia-se a etapa de registro de impressões, cujo objetivo é encontrar o melhor alinhamento entre a imagem de consulta e a de referência. Os parâmetros das transformações geométricas (rotação, translação e escala) são calculados a partir da Transformada de Hough. A rotação é feita utilizando dois conjuntos de picos do espaço de Hough, um da imagem de consulta e outro da imagem de referência. Utiliza-se um vetor acumulador unidimensional onde para cada par de pixels, suas células são incrementadas. A Figura 8 ilustra o cálculo do ângulo de rotação entre duas impressões digitais baseado nos picos do espaço de Hough.

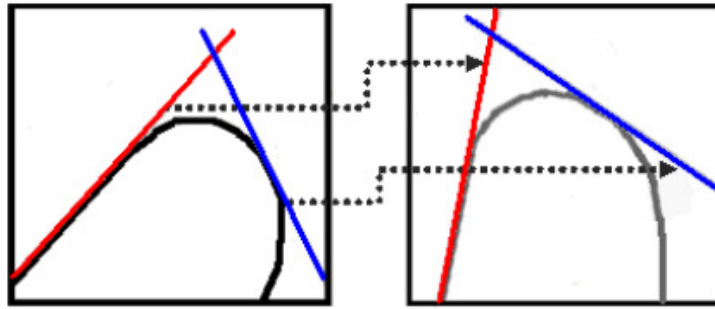


Figura 8 - Cálculo da rotação baseado nos picos do espaço de Hough (ANGELONI, 2013).

Já a etapa de translação da imagem requer um acumulador bidimensional TR , onde para cada par de retas que passam pela mesma crista é efetuada a rotação segundo o parâmetro anterior e então é computado o ponto de intersecção dessas duas retas. O acumulador é incrementado para cada par de retas, baseando-se no tamanho máximo das retas utilizadas para se encontrar a intersecção. A Figura 9 apresenta os pontos de intersecção entre duas retas que passam pelas mesma crista utilizados para cálculo dos parâmetros de translação.

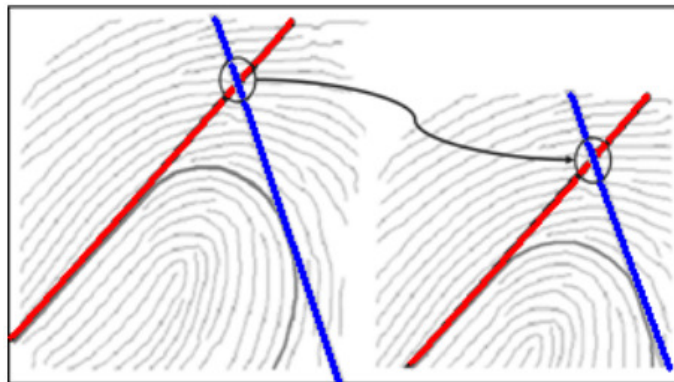


Figura 9 - Pontos de intersecção entre duas retas que passam pela mesma crista utilizados para cálculo dos parâmetros de translação (ANGELONI, 2013).

Na etapa final(a comparação), a imagem de consulta é alinhada à imagem de referência e a pontuação da comparação é calculada tendo como base o número de cristas que casaram entre essas duas imagens. Para isso, é utilizada uma matriz de alinhamento de dimensões $M \times N$ onde M e N são os números de cristas detectadas na imagem de consulta e na imagem de referência, respectivamente.

3.3 Método de Reconhecimento Baseado em Poros

Nesta seção o método de reconhecimento baseado em poros é descrito de acordo com os dois filtros (isotrópico e adaptativo), utilizados na fase de extração dos poros.

Devido aos avanços das técnicas de processamento de imagem, da redução dos preços de sensores de impressões digitais, da melhoria da resolução dos sensores, assim como o aumento da demanda por sistemas biométricos mais seguros, a utilização de características de terceiro nível vem se tornando mais viável na implementação de sistema biométricos.

Dentre as características de terceiro nível, a mais explorada tem sido os poros sudoríparos. Como podemos observar em (ULUDAG et al., 2004), com o uso de poros é possível discernir impressões fraudulentas de impressões digitais verdadeiras.

Os métodos baseados na extração de poros de impressões digitais podem ser classificados em 3 categorias:

Baseados em esqueletonização: Foram os métodos pioneiros na extração de poros de imagens com o método proposto por (STOSZ & ALYEA, 1994) e contavam com diversas fases, sendo a inicial um pré-processamento que visava a melhoria da qualidade e a remoção de ruídos. Dentre os passos que eram executados neste processo estava a binarização da imagem, a correção da diferença de resolução espacial e o afinamento (Figura 10). Após essa etapa, a imagem é binarizada e como resultado obtém-se a imagem esqueletonizada a partir da erosão dos objetos presentes na imagem binária. A partir desse esqueleto, os poros são identificados caminhando-se no esqueleto a partir de cada ponto de terminação, analisando-se o elemento e identificando-se o próximo até que o critério de parada seja satisfeito. A Figura 11 mostra a imagem esqueletonizada e o processo de identificação dos poros;

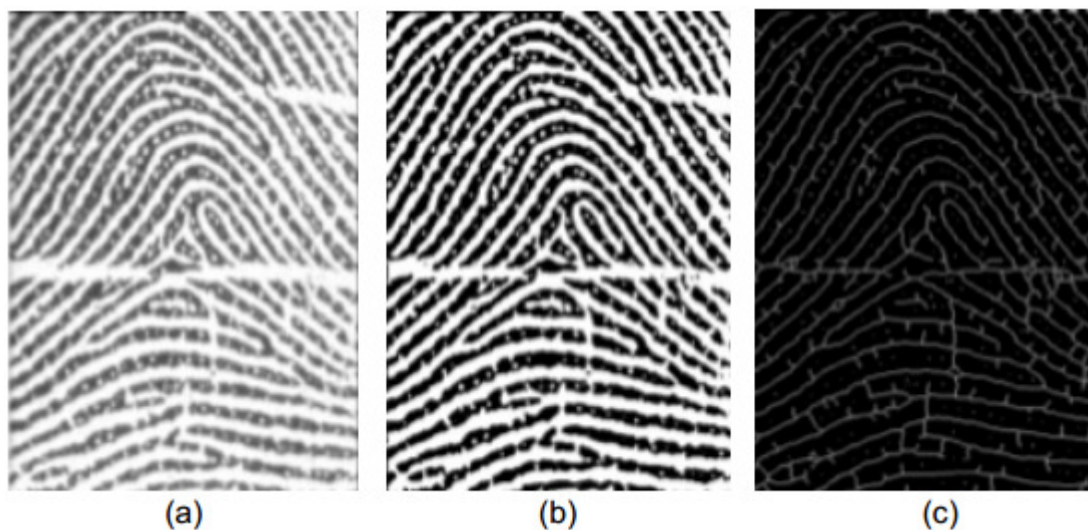


Figura 10 - - Pré-processamento da imagem de impressão digital proposto por (STOSZ & ALYEA, 1994): (a) Imagem original; (b) Imagem após a limiarização; e (c) Resultado do afinamento no esqueleto cru (STOSZ & ALYEA, 1994).

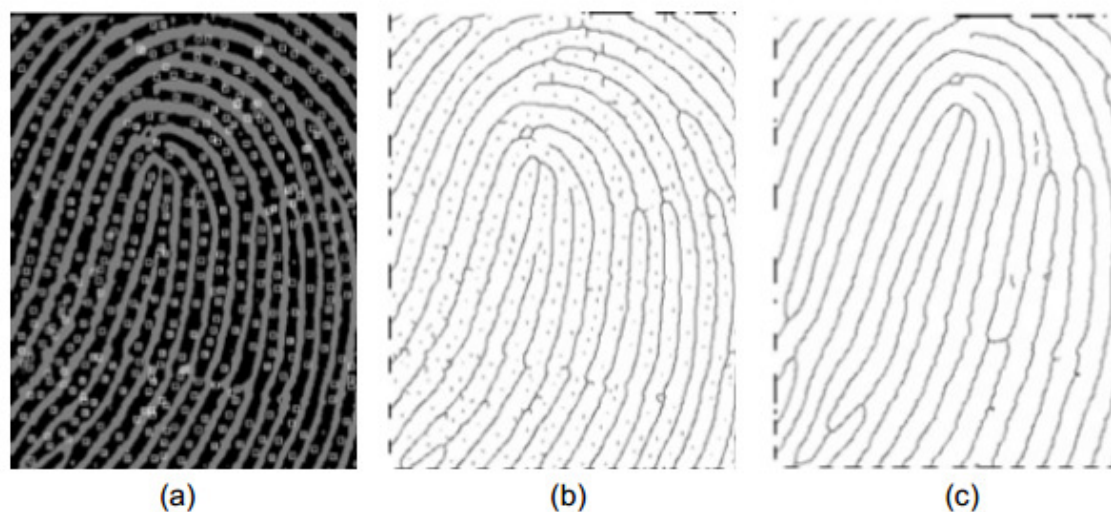


Figura 11 - Detecção de poros proposta por (STOSZ & ALYEA, 1994): (a) Localização de poros denotada por uma caixa quadrada; (b) Imagem do esqueleto cru; e (c) Efeito da limpeza do esqueleto (STOSZ & ALYEA, 1994).

Baseados em filtros isotrópicos:Esse método surgiu devido às limitações impostas pelo método de esqueletonização, dentre elas a qualidade da imagem que precisava possuir 2000 dpi de resolução, sendo que as bases de dados possuem normalmente imagens de 500dpi. Dessa forma, a segunda geração passou a utilizar filtros isotrópicos na identificação de poros. RAY et al. (2005) propuseram um método de identificação de poros em impressões digitais baseado em filtros isotrópicos que utilizava imagens em

tons de cinza de 500 dpi de resolução. O método adotava um filtro de tamanho 3x3, conforme definido pela equação (2).

$$M(x, y) = 1 - e^{-|x^2+y^2|^{1/2}} \quad (2)$$

O filtro era aplicado após um pré-processamento onde o negativo da imagem era obtido. Os testes foram realizados marcando-se manualmente os poros das imagens previamente e os resultados foram positivos em mais de 90% dos casos. Diversos métodos surgiram após a criação deste primeiro, e a maioria utiliza as mesmas etapas de pré-processamento, como em JAIN et al. (2006 e 2007), onde o uso do contorno das cristas foi proposto para se efetuar a extração de poros, utilizando a transformada *wavelet* chapéu mexicano e uma suavização utilizando filtros de Gabor. A Figura 12 ilustra o procedimento para a identificação de poros proposto por JAIN et al. (2006, 2007);

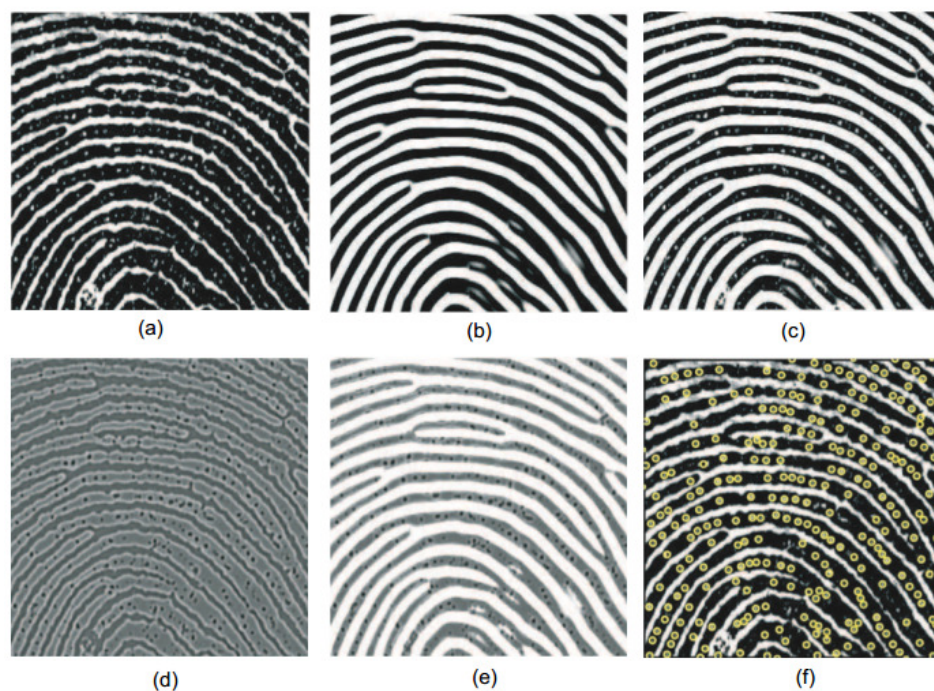


Figura 12 - Extração dos poros proposta por Jain et al. (2006, 2007). (a) Uma imagem de impressão digital parcial de 1000 dpi. (b) Realce das cristas na imagem mostrada em (a) usando filtros de Gabor. (c) Uma combinação linear de (a) e (b). (d) Resposta *wavelet* ($s = 1.32$) da imagem em (a). (e) Uma combinação linear de (d) e (b). (f) Poros extraídos (círculos coloridos) depois de aplicar o limiar na imagem em (e) (JAIN et al., 2007).

Baseados em filtros adaptativos: ZHAO et al. (2010) mostraram quena prática, impressões digitais de diferentesdedos ou do mesmo dedo, podem ter cristas/vales e poros com diferenteslarguras e tamanhos. E os poros podem aparecer de maneira fechada ou abertaem imagens de impressões digitais, o que tornava os métodos que

utilizam filtros isotrópicos propostos por RAY et al. (2005), JAIN et al. (2006, 2007) e PARSONS et al (2008), inviáveis. Devido a esses fatores foram propostos modelos dinâmicos e anisotrópicos para a extração de poros de impressões digitais, e estes modelos são considerados o estado da arte em segmentação automática de poros.

Os passos do método proposto por (ZHAO et al., 2010) são os seguintes:

1. Segmentação da imagem e cálculo do período e orientação das cristas;
2. Particionamento da imagem em blocos e extração dos poros bloco a bloco, fazendo para cada bloco o cálculo da inconsistência da orientação da crista.
3. Remoção de poros espúrios.

A Figura 13 ilustra os poros extraídos de uma imagem utilizando o algoritmo de ZHAO et al. (2010).

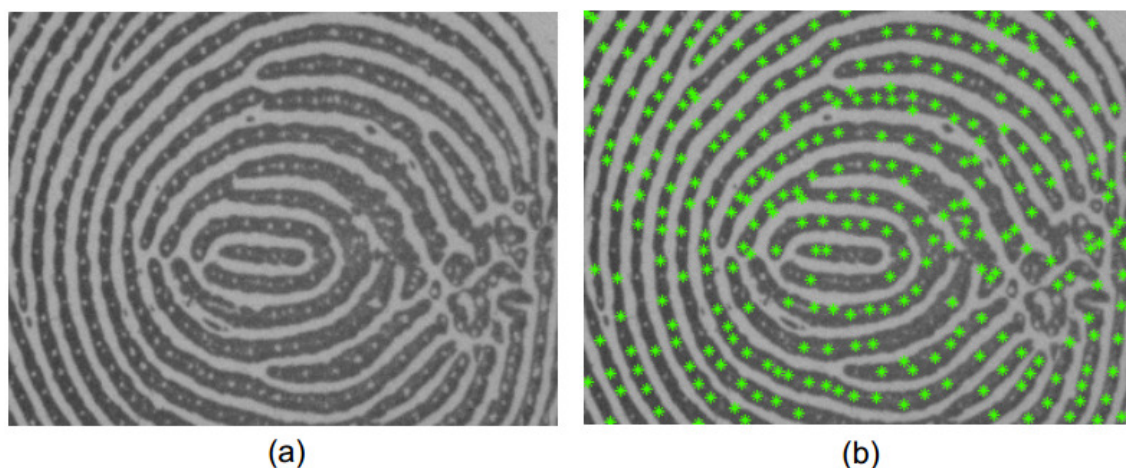


Figura 13 - Poros extraídos utilizando o método baseado em filtros adaptativos. (a) Imagem de entrada; (b) Imagem com os poros extraídos em destaque (cor verde)(ZHAO et al.,2010).

Após a fase de extração de poros, inicia-se a fase de comparação entre as imagens de acordo com o método proposto por ANGELONI (2013). Nessa fase, a imagem é mantida fixa e caixas delimitadoras são utilizadas ao redor dos poros identificados, e após essa etapa, são aplicados sobre os poros extraídos os parâmetros de transformação obtidos do alinhamento utilizando o método de cristas proposto por MARANA & JAIN (2005).

A combinação entre os poros é feita aos pares, quando um poro da imagem de consulta se encontra na mesma posição espacial que a caixa delimitadora da imagem de referência, esse par de poros é considerado combinado. No cálculo da pontuação de poros combinantes, apenas os poros da área sobreposta são considerados, conforme a equação (3), onde MP é o conjunto de poros combinados, $|MP|$ denota o número de elementos do conjunto MP e $Q_{nopé}$

o número de poros extraídos da imagem de consulta na área de sobreposição com a imagem de referência.

$$PS = \frac{|MP|}{Q_{nop}} \quad (3)$$

A Figura 14 exemplifica a correspondência entre poros utilizando caixas delimitadoras de 6, 8 e 10 pixels (ANGELONI, 2013).

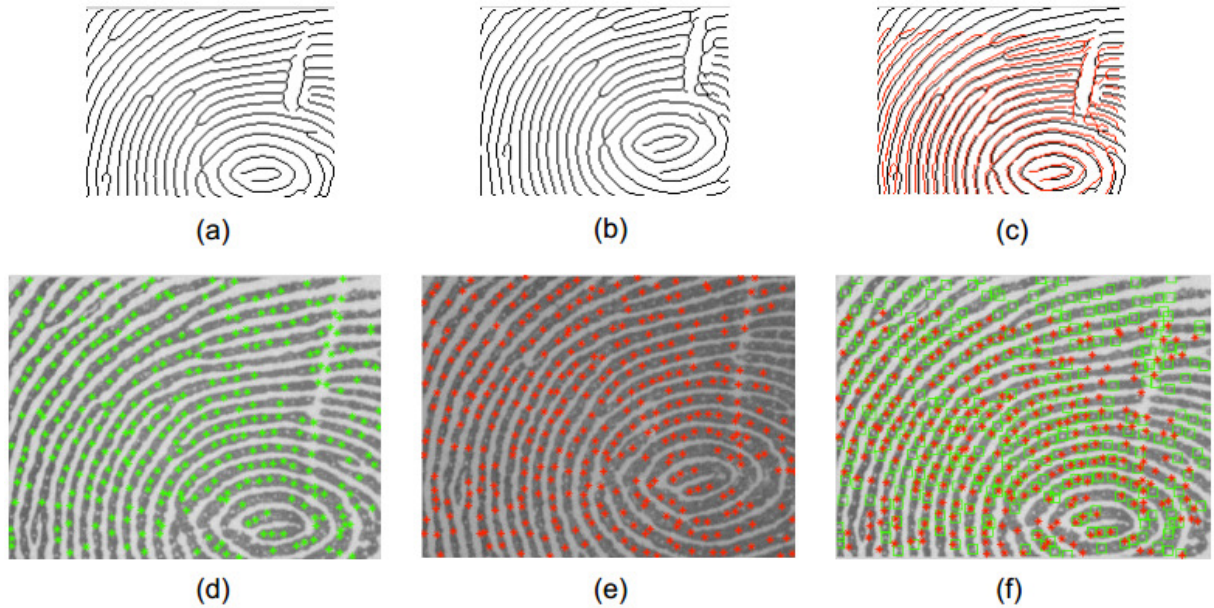


Figura 14 - Correspondência de poros entre a imagem de referência e a imagem de consulta. (a) Cristas da imagem de referência; (b) Cristas da imagem de consulta; (c) Melhor alinhamento obtido pelas cristas; (d) Poros extraídos da imagem de referência; (e) Poros extraídos da imagem de consulta; (f) Correspondência de poros, onde caixas delimitadoras foram obtidas a partir dos poros da imagem de referência, e as coordenadas dos poros da imagem de consulta foram transformados de acordo com o alinhamento obtido pelas cristas (ANGELONI, 2013).

Capítulo 4

Técnicas de Fusão Multibiométrica

Este capítulo apresenta a multibiometria, com diversos cenários de fusão, bem como os fatores que afetam a fusão e os níveis de fusão possíveis.

De acordo com ROSS et al. (2006), sistemas multibiométricos exercem o reconhecimento de indivíduos com base em informações provenientes de diversas fontes. Esses sistemas são desenvolvidos com diversos propósitos de melhorias, alguns deles são citados abaixo:

Precisão: Um sistema multibiométrico pode oferecer uma melhoria na precisão e confiabilidade do sistema, diminuindo os índices de FAR e FRR simultaneamente;

Universalidade: Um sistema multibiométrico pode incorporar dados provenientes de diversas fontes biométricas, como a impressão digital e a íris, por exemplo, e dessa forma, caso um indivíduo não possua alguma dessas características, ou algum problema ocorra durante a aquisição de uma delas, o sistema ainda poderá exercer o reconhecimento;

Segurança: Um sistema multibiométrico pode dificultar as tentativas de fraudes, tornando-as muitas vezes impossíveis, uma vez que devido às diversas fontes de informações, fraudar todas com perfeição se torna mais difícil. Além disso, caso um dos traços biométricos seja mais vulnerável a fraudes, o esquema de fusão pode ser adaptado para que as devidas medidas sejam tomadas para se identificar se o usuário é realmente legítimo, ou se é um impostor;

Dados com ruído: Um sistema multibiométrico pode amenizar o problema de dados com ruído, uma vez que, caso um dado adquirido apresente ruído, outros traços, algoritmos ou representações podem ser utilizados na identificação do indivíduo, de forma a contornar o problema;

Tolerância a falhas: Um sistema multibiométrico é mais tolerante a falhas, pois, caso alguns dos algoritmos ou sensores falhem o sistema ainda pode continuar operante, utilizando as demais características.

4.1 Cenários de Fusão

Na identificação multibiométrica, existem diversos cenários onde é possível se obter múltiplas fontes de informação e realizar a fusão entre elas, são eles:

Multi-sensores: Essa abordagem utiliza mais de um sensor na aquisição de dados sobre um determinado traço biométrico. Por exemplo, pode-se adquirir a impressão digital de um indivíduo utilizando-se sensores óticos e capacitivos, ou pode-se obter a imagem da face utilizando-se sensores que operam sobre o espectro visível e sobre o espectro do infra-vermelho;

Multi-algoritmos: Essa abordagem utiliza múltiplos algoritmos para efetuar o reconhecimento biométrico, a partir de um mesmo conjunto de informações provenientes de um sensor. Por exemplo, podemos utilizar um algoritmo baseado nas minúcias e outro baseado em filtros ou nas cristas extraídas de uma mesma imagem de impressão digital;

Multi-unidades: Essa abordagem utiliza múltiplas instâncias de um mesmo traço biométrico. Por exemplo, podem ser utilizadas impressões digitais de todos os dedos de um indivíduo, ao invés de se utilizar a impressão digital de um único dedo;

Multi-amostras: Essa abordagem utiliza múltiplas amostras de um mesmo traço biométrico, obtidas com o mesmo sensor, de forma a se obter uma representação mais completa do traço e se adaptar a possíveis variações. Um exemplo típico dessa abordagem é o reconhecimento de faces a partir de vídeos, de onde podem ser extraídos diversos quadros (frames) da mesma face sendo reconhecida;

Multi-modalidades: Essa abordagem utiliza diversos traços biométricos para a identificação de um indivíduo. Por exemplo, pode-se utilizar a impressão digital e a íris na identificação de um indivíduo;

Híbridos: Essa abordagem utiliza combinações das abordagens anteriores.

A Figura 15 apresenta os cenários nos quais múltiplas fontes de informações podem ser fundidas para o reconhecimento multibiométrico de um indivíduo.

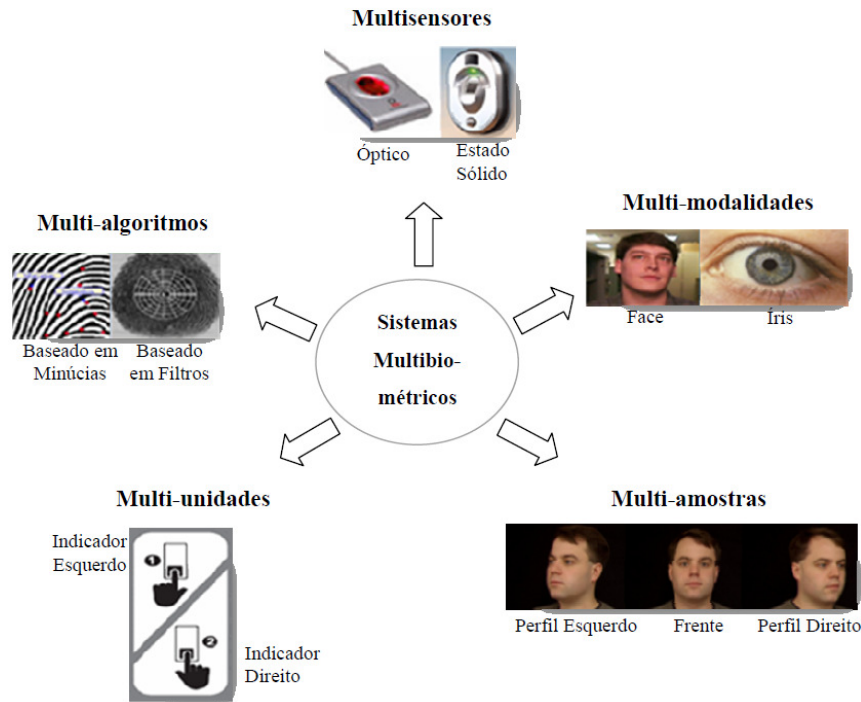


Figura 15 - Possíveis cenários de fusão multibiométrica para a identificação de indivíduos (ROSS et al, 2006).

4.2 Fatores que Afetam a Fusão Multibiométrica

De acordo com ROSS et al. (2006), sistemas multibiométricos possuem diversas fontes de evidência, e essas fontes vem acompanhadas de diversos fatores que podem afetar a estrutura de um sistema multibiométrico. São eles:

Custo-benefício: Muitas vezes a implementação de um sistema multibiométrico requer a aquisição de sensores de diversos tipos e custos, um maior tempo de processamento de dados e mais tempo do usuário, o que pode impactar a viabilidade do projeto dependendo dos requisitos da aplicação;

Fontes de informação: Quais serão as fontes que se pretende utilizar? Elas são compatíveis? A interação com o usuário é cômoda? As fontes são úteis para essa aplicação?

Aquisição e sequência de processamento: Os dados devem ser adquiridos de forma paralela ou sequencial? O processamento desses dados deve ser feito simultaneamente ou em sequência?

Nível de Fusão: Que tipo de informação será usado? Vetores de características, decisões, pontuações, etc?

Metodologia de fusão: Qual será a metodologia de fusão utilizada para o tipo de informação disponível? Há variação de desempenho utilizando diferentes metodologias?

É importante que todos os aspectos relevantes sejam avaliados e as decisões que mais se adequem aos objetivos do projeto sejam tomadas.

4.3 Níveis de FusãoMultibiométrica

Segundo ROSS et al. (2006), uma das grandes questões relacionadas à multibiometria é o tipo de informação que deve ser utilizada na fusão, ou seja, em que estágio do processo de identificação a fusão deve ocorrer. A quantidade de informação disponível em um dado de entrada varia conforme este é manipulado ao longo do processo de identificação, sendo o dado de entrada do sensor o estágio onde a quantidade de informação disponível é maior e, portanto, a fusão pode trazer melhores resultados. Entretanto, nem sempre os dados neste nível de fusão estão disponíveis. A Figura 16 mostra a quantidade de informação disponível ao longo dos vários módulos de um sistema biométrico.

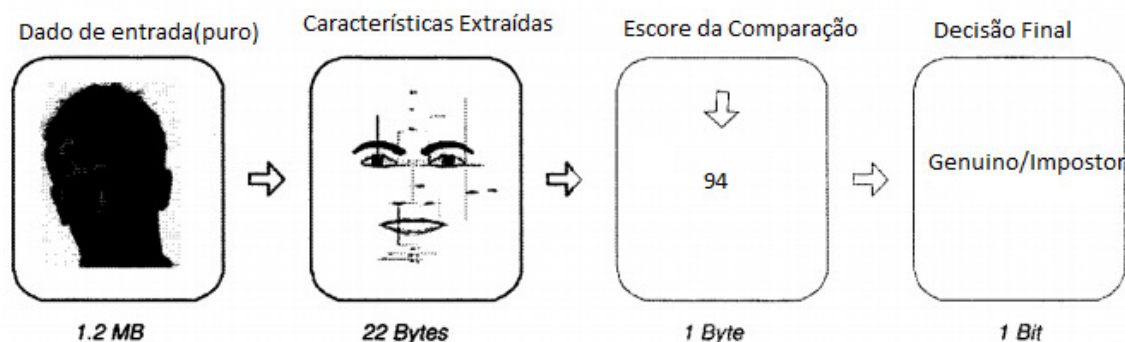


Figura 16 - Quantidade de informação de um dado ao longo do processo de identificação biométrica (ROSS et al, 2006).

Tendo em vista o tipo de informação disponível, os níveis de fusão podem ser classificados de duas formas, fusão antes do casamento e fusão após o casamento.

Os níveis de fusão antes do casamento são:

Nível de Sensor: Nesse nível, a fusão é feita com os dados provenientes do sensor ou sensores antes que a extração de características seja feita. Normalmente esse tipo de fusão trabalha com múltiplas amostras de um mesmo traço biométrico, como várias impressões digitais de um mesmo dedo por exemplo, ou com amostras obtidas de diferentes sensores, como uma mesma face representada nos espectros visível e infravermelho. Um dos maiores desafios da fusão em nível de sensor é a

compatibilidade entre os dados capturados. Dados oriundos de sensores diferentes nem sempre serão compatíveis;

Nível de Características: Nesse nível, diferentes vetores de características são combinados de forma que o resultado final seja um único vetor de características. É importante salientar que nesse nível de fusão os conjuntos de características devem ser compatíveis, senão a fusão torna-se inviável. Este método pode requerer a normalização dos dados antes da fusão em um único vetor de características. Uma dificuldade com este nível, assim como o anterior, é que muitas vezes o acesso aos vetores de características não está disponível.

Os níveis de fusão após do casamento são:

Nível de Pontuação (score): Nesse nível, a saída do algoritmo é uma pontuação (score), que indica o grau de similaridade entre a imagem de consulta e o modelo (*template*). Essa abordagem é muito utilizada por conter a informação mais rica sobre o padrão, perdendo apenas para os níveis de característica e sensor. Essa abordagem foi utilizada neste trabalho e é apresentada com mais detalhes na seção 4.4;

Nível de Classificação (Rank): Nesse nível, a saída de cada sistema biométrico sendo fundido é um conjunto de prováveis casamentos em ordem crescente ou decrescente indicando a confiança de cada decisão. A fusão pode ser efetuada utilizando pesos para cada algoritmo, priorizando as decisões de maior confiança.

Nível de Decisão: Nesse nível, a decisão gerada por diferentes sistemas biométricos é utilizada para se chegar a uma única decisão. Esse nível de fusão é muito útil (e em geral é a única opção) em sistemas comerciais onde apenas a decisão final está disponível.

A Figura 17 apresenta os vários níveis de fusão possíveis em sistemas multibiométricos.

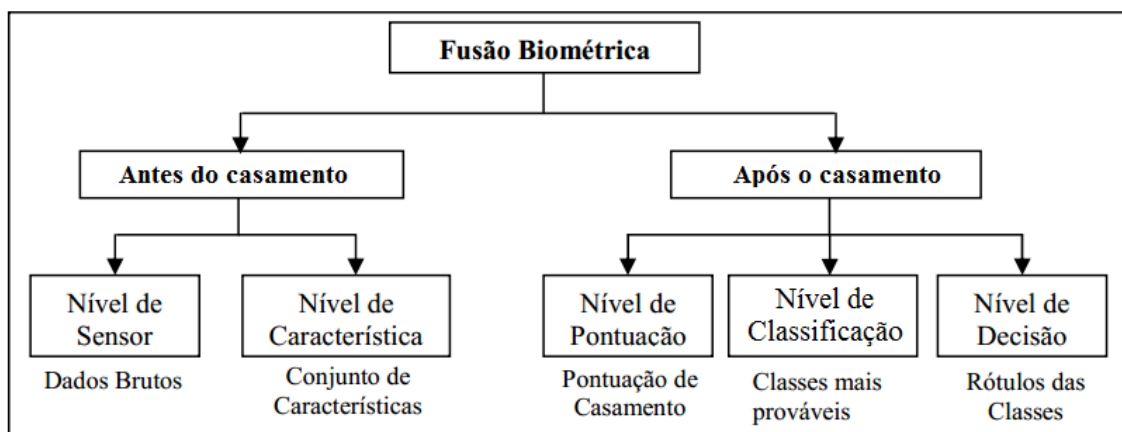


Figura 17 - Possíveis níveis de fusão multibiométrica (ROSS e JAIN, 2004).

4.4 Fusão Multibiométrica no Nível de Pontuação

Conforme citado anteriormente, a pontuação indica a medida de similaridade entre os vetores de características da imagem de entrada e o *template*. A fusão por pontuação é feita por meio da combinação das pontuações obtidas por cada método individual gerando uma decisão final. As combinações mais comuns são: soma, soma com pesos, valor mínimo, valor máximo e produto.

Quando os intervalos de valores das pontuações dos métodos diferem, por exemplo [0,1] e [0,100] faz-se necessária a normalização dos valores. Dentre as diversas técnicas de normalização uma das mais utilizadas é a técnica Min-Max.

A técnica de normalização Min-Max é utilizada quando os valores de pontuação mínima e máxima são conhecidos. Essa técnica transforma os valores das pontuações para o intervalo [0,1], de acordo com a equação 3, onde s_j^i representa a i -ésima pontuação de casamento obtida pelo j -ésimo método e N representa a quantidade de pontuações disponíveis.

$$ns_j^t = \frac{s_j^t - \min_{i=1}^N s_j^i}{\max_{i=1}^N s_j^i - \min_{i=1}^N s_j^i} \quad (3)$$

Capítulo 5

Resultados Experimentais

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos com os experimentos realizados com o intuito de avaliar o desempenho individual de cada método de reconhecimento de impressões digitais, bem como os resultados da fusão multibiométrica.

Para a execução dos experimentos foi utilizada a base de dados DB I PolyU HRF, descrita na seção 7.1.

5.1 Base de Dados PolyU HRF

A base de dados PolyU HRF é uma base de dados pública, disponibilizada pela Hong Kong Polytechnic University, cujas imagens de impressões digitais foram capturadas por um *scanner* de alta resolução (1200 dpi), desenvolvido no Centro de Pesquisas Biométricas da PolyU HRF (POLYU HRF, 2010).

Essa base de dados é composta por dois conjuntos de imagens de impressões digitais: DB I e DB II. A DBI consiste em uma pequena base para treinamento e uma base maior para testes, sendo que imagens de impressões digitais do mesmo dedo foram capturadas em duas sessões separadas por duas semanas de intervalo, com tamanhos 320x240 pixels. A DB II consiste de imagens maiores, 640x480 pixels.

A Figura 18 mostra exemplos de imagens de impressões digitais disponíveis na PolyU HRF DBI e DBII e a Tabela 2 apresenta detalhes dessas bases de dados. Note que na DB I, as imagens das impressões digitais são fragmentos.

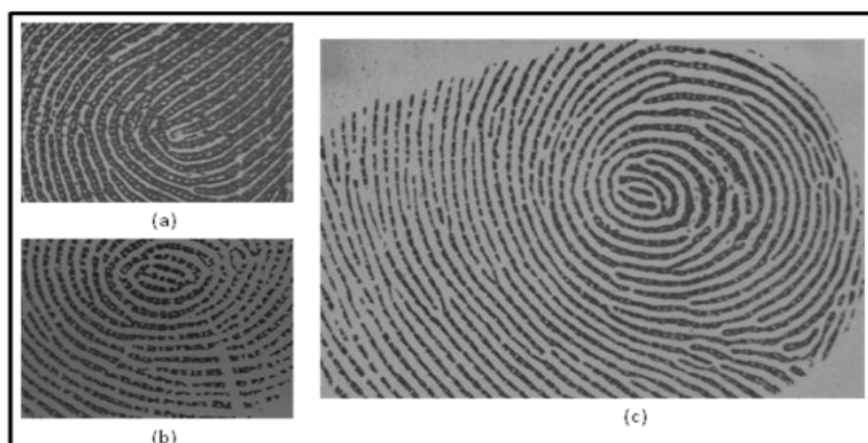


Figura 18 - Amostras de impressões digitais disponíveis na base PolyU HRF: (a) DBI – teste, (b) DBI – treino, e (c) DBII.

Tabela 2 - Detalhes da base de dados PolyU HRF.

Base de dados	Resolução (dpi)	Dimensões (pixels)	Número de dedos	Imagens por dedo por sessão	Número de Imagens
DBI: treino	1200	320x240	35	3	210
DBI: teste	1200	320x240	148	5	1480
DBII	1200	640x480	148	5	1480

5.2 Método Baseado em Minúcias

Para a avaliação do método de reconhecimento de impressões digitais baseado em minúcias, foi desenvolvido um sistema utilizando-se a *toolkit* SDK Verifinger, da Neurotechnology. Os experimentos com o método baseado em minúcias foram efetuados segundo o protocolo utilizado por ZHAO et al. (2009), que consiste em dois tipos de comparações, a saber:

Testes Genuínos: A base de dados conta com cinco amostras de impressões de cada indivíduo, obtidas em 2 sessões, totalizando 10 imagens por indivíduo. Nos testes de comparações de impressões genuínas, cada imagem de impressão digital da segunda sessão foi comparada com todas as imagens da mesma impressão digital da primeira sessão, totalizando 3700 comparações genuínas;

Testes Impostoras: Nos testes de comparações de impressões digitais impostoras a primeira impressão digital de cada dedo da segunda sessão foi comparada com a primeira imagem da primeira sessão de todas as outras impressões digitais, totalizando 21756 comparações impostoras.

Como resultado dos testes de comparações de impressões digitais impostoras o método de reconhecimento de impressões digitais baseado em minúcias implementado pelo SDK Verifinger se mostrou muito eficaz, apresentando pontuação igual a zero para quase todas as comparações impostoras. Em apenas 10 casos a pontuação obtida foi de aproximadamente 50.

A Figura 19 mostra os fragmentos de duas impressões digitais de dois dedos diferentes da base de dados DB I PolyU HRF, para os quais o método baseado em minúcias apresentou uma pontuação relativamente elevada.

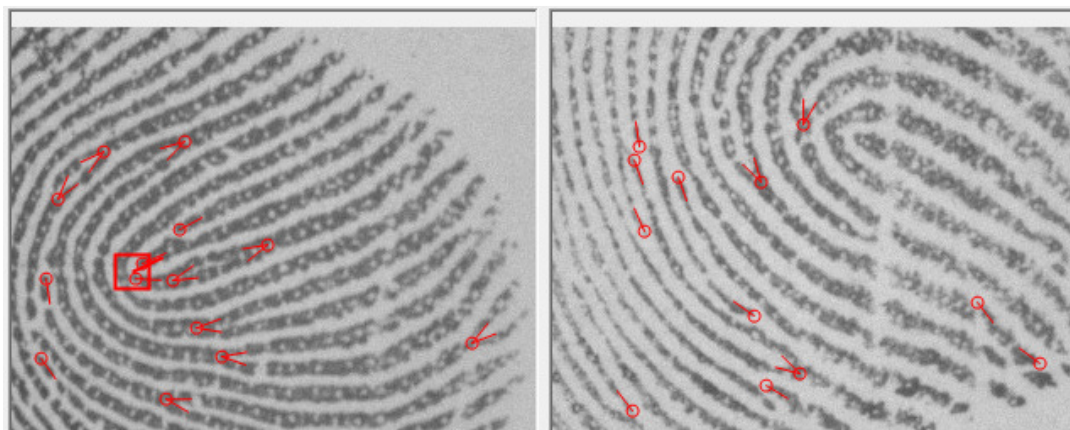


Figura 19 - Fragmentos de impressões digitais de dois dedos diferentes, da base de dados DB I PolyU HRF que apresentaram pontuação elevada na comparação pelo método baseado em minúcias.

Já nos testes realizados com comparações genuínas de fragmentos de impressões digitais da base de dados DB I, da PolyU HRF, o método de reconhecimento baseado em minúcias implementado pelo SDK Verifinger mostrou-se bastante limitado, apresentando muitas pontuações iguais ou próximas à zero. Das 3700 comparações efetuadas, 928 obtiveram pontuações iguais à zero, o que representa 25% das comparações.

A Figura 20 apresenta exemplos de pares de fragmentos de impressões digitais do mesmo dedo, do mesmo indivíduo, para os quais as pontuações obtidas pelo método baseado em minúcias foram iguais à zero. Pode-se observar nessa Figura que para todos os pares, não haviam minúcias coincidentes. Isso mostra a fragilidade do uso de métodos baseados em minúcias para a comparação de fragmentos de impressões digitais, onde as taxas de falsas rejeições tendem a ser elevadas.

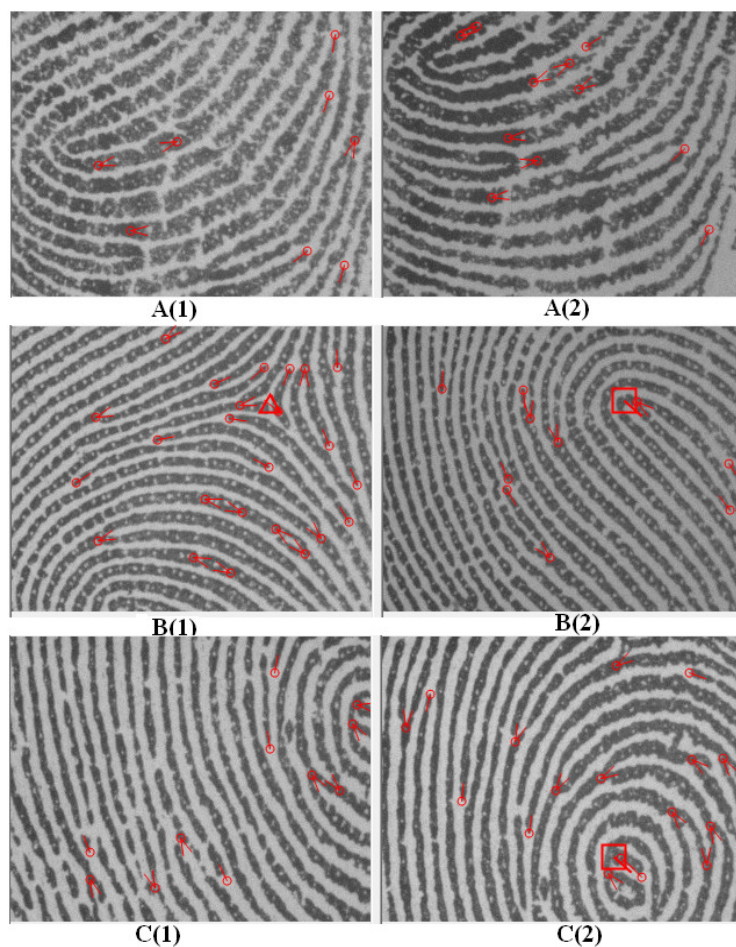


Figura 20 - Exemplos de pares de fragmentos de impressões digitais do mesmo dedo, do mesmo indivíduo, para os quais o método baseado em minúcias retornou pontuação igual à zero.

Foi desenvolvido um código na linguagem Matlab para avaliação dos métodos por meio das curvas ROC, DET e dos valores de EER. Os dados gerados por meio deste programa são exibidos a seguir.

O gráfico apresentado na Figura 21 apresenta a distribuição de probabilidade das pontuações genuínas e a Figura 22 apresenta a distribuição de probabilidade das pontuações impostoras. Como pode ser observado há várias incidências de scores iguais a 0 nas comparações genuínas. Nas comparações impostoras, há um pico acentuado no valor da pontuação igual a 0, devido a grande quantidade de pontuações iguais a zero. A Figura 23 apresenta a distribuição de ambas as curvas, genuína e impostora.

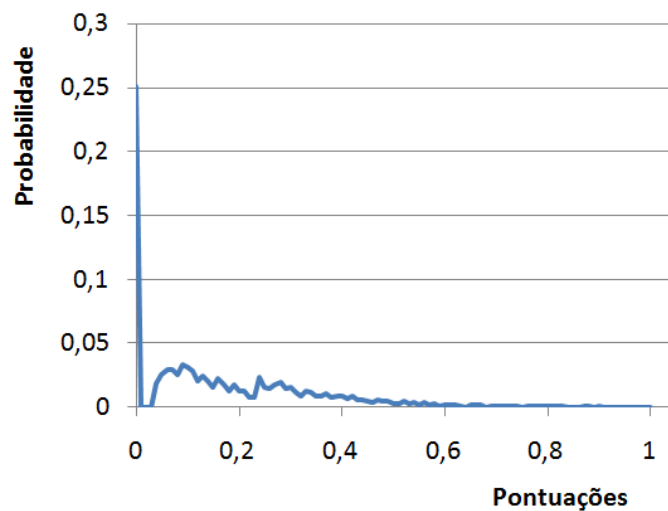


Figura 21 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações genuínas.

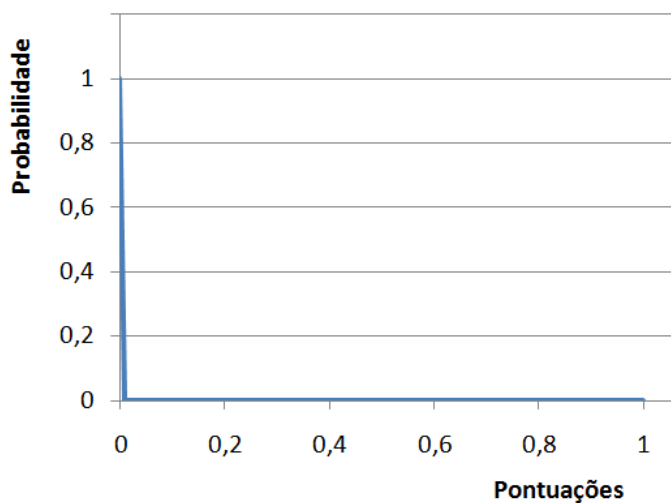


Figura 22 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações impostoras.

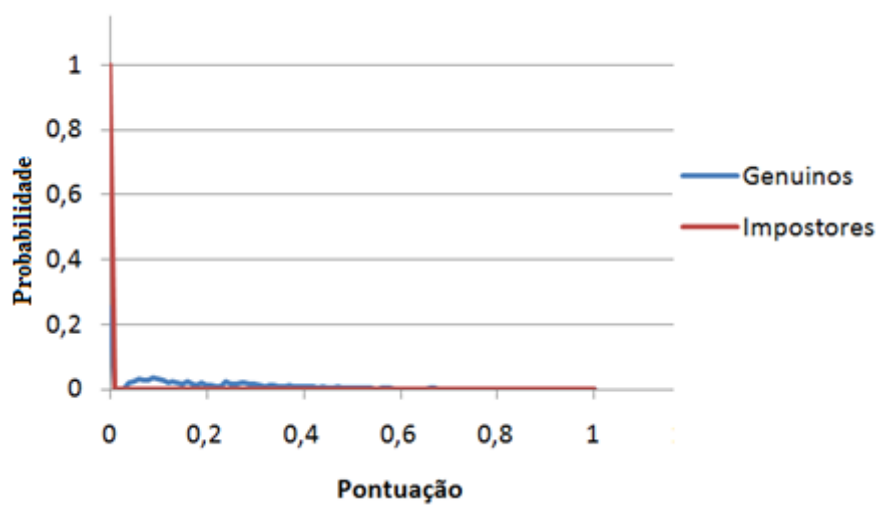


Figura 23 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações impostoras e genuínas.

A partir das distribuições genuínas e impostoras, pode-se obter as taxas de FAR e FRR, variando-se o valor do limiar para esquerda ou para a direita, como pode ser observado na Figura 24.

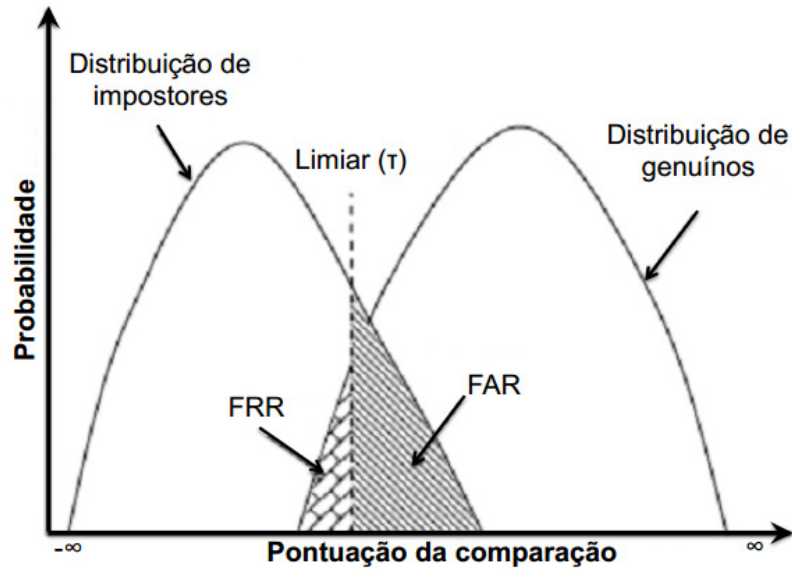


Figura 24 - Distribuição genuína e impostora e suas respectivas taxas de FAR e FRR para um dado limiar (Jain et al, 2004).

A Figura 25 apresenta as curvas de FAR e FRR e a posição onde as curvas se interceptam indica o valor de pontuação para o qual se tem a taxa de erro igual (EER – EqualError Rate), medida bastante empregada para a avaliação de sistemas e métodos biométricos.

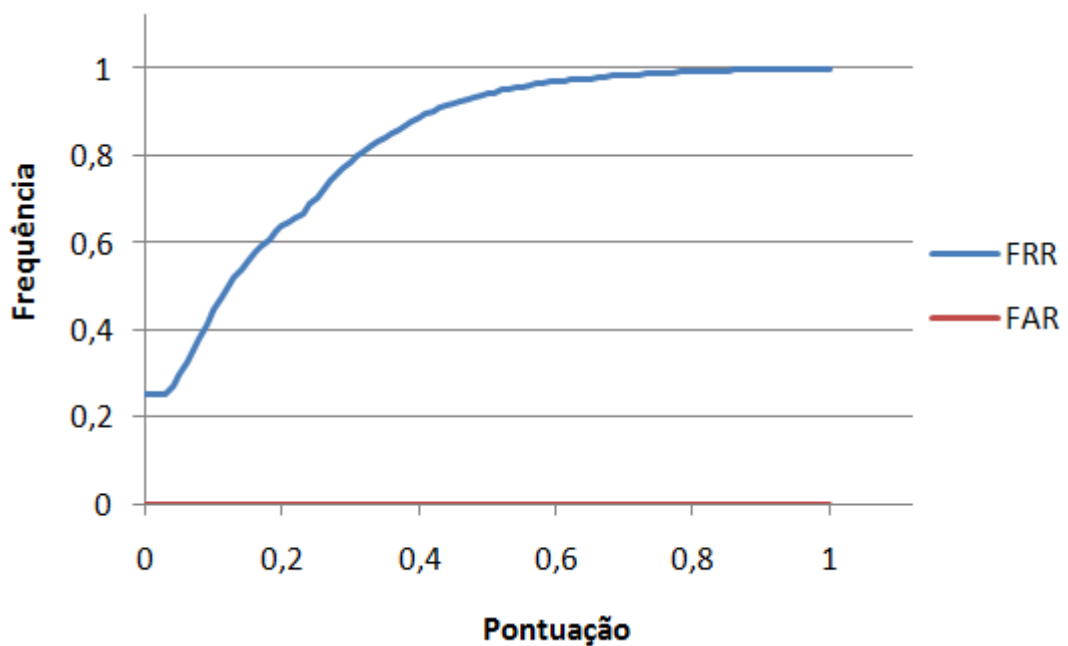


Figura 25 - Gráfico das curvas de FRR (azul) e FAR (vermelha).

Com os valores calculados para FAR e FRR é possível traçar também a curva DET (Detection Error Tradeoff) para um determinado sistema ou método biométrico, onde as abscissas representam os valores de FAR e as ordenadas representam os valores de FRR. Por meio das curvas DET é possível medir o desempenho do sistema, pois quanto mais próxima dos eixos estiver a curva, melhor o desempenho.

A Figura 26 mostra a curva DET do método de minúcias para os experimentos realizados sobre a base de dados BD I da PolyU HRF. O EER encontrado para este método aplicado na base de dados DB I PolyU HRF foi de 25,08%.

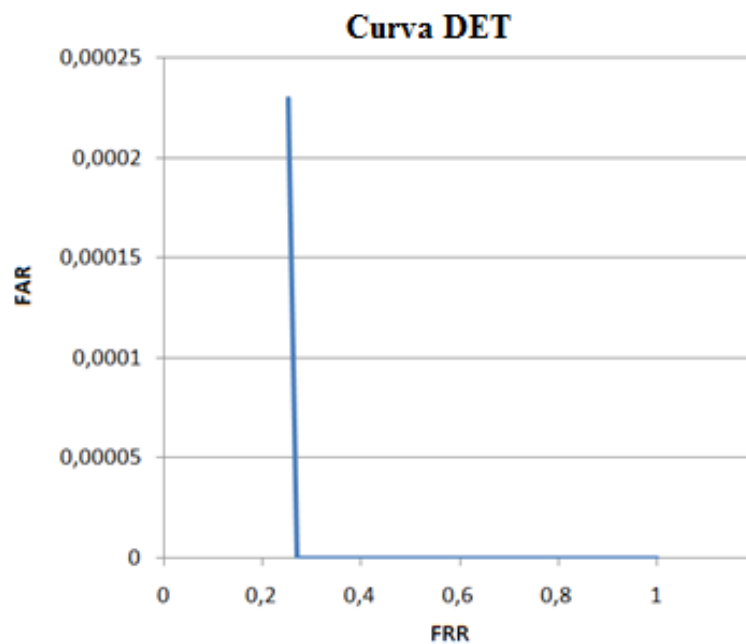


Figura 26 - Curva DET do método baseado em Minúcias para a base de dados PolyU HRF.

5.3 Método Baseado em Cristas

Os experimentos com o método baseado em cristas foram efetuados de acordo com o mesmo protocolo utilizado nos experimentos baseados em minúcias.

A Figura 27 apresenta as distribuições de probabilidade das pontuações (*scores*) das comparações genuínas (curva azul) e das comparações impostoras (curva vermelha).

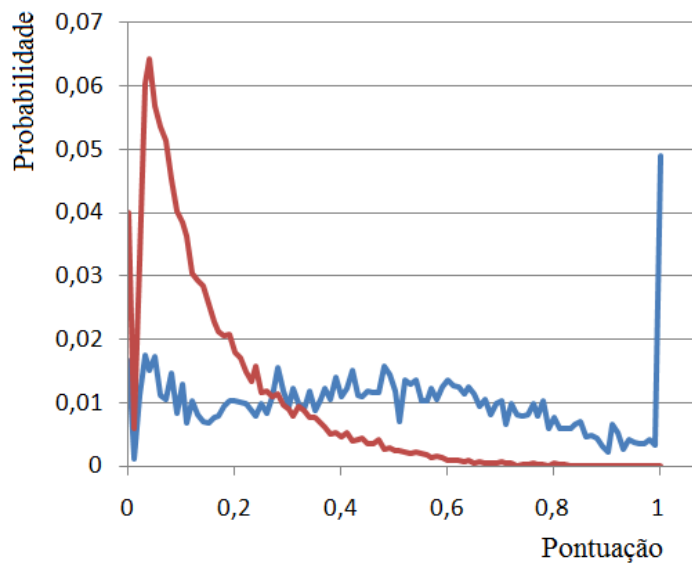


Figura 27 - Gráfico de distribuição de probabilidade das pontuações genuínas e impostoras.

A Figura 28 mostra o gráfico com as curvas FAR e FRR do método de reconhecimento baseado em cristas. Pode-se observar que as taxas foram bem balanceadas, diferentemente do método de reconhecimento baseado em minúcias, onde a taxa de FAR foi nula para quase todos os valores de limiar.

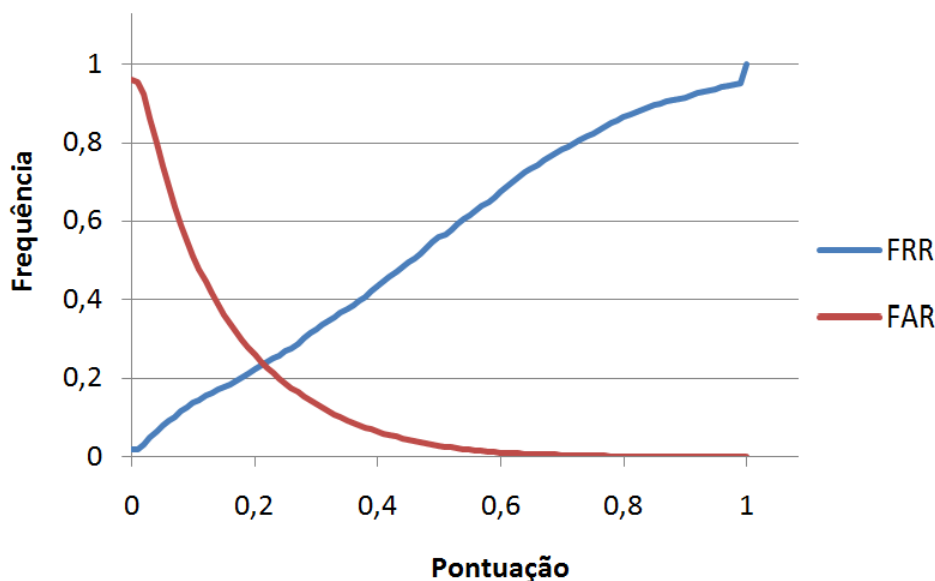


Figura 28 - Curvas de FAR e FRR do método de reconhecimento baseado em cristas.

A Figura 29 mostra a curva DET do método de identificação baseado em cristas. O EER encontrado para este método aplicado na base de dados DB I PolyU HRF foi de 23,50%.

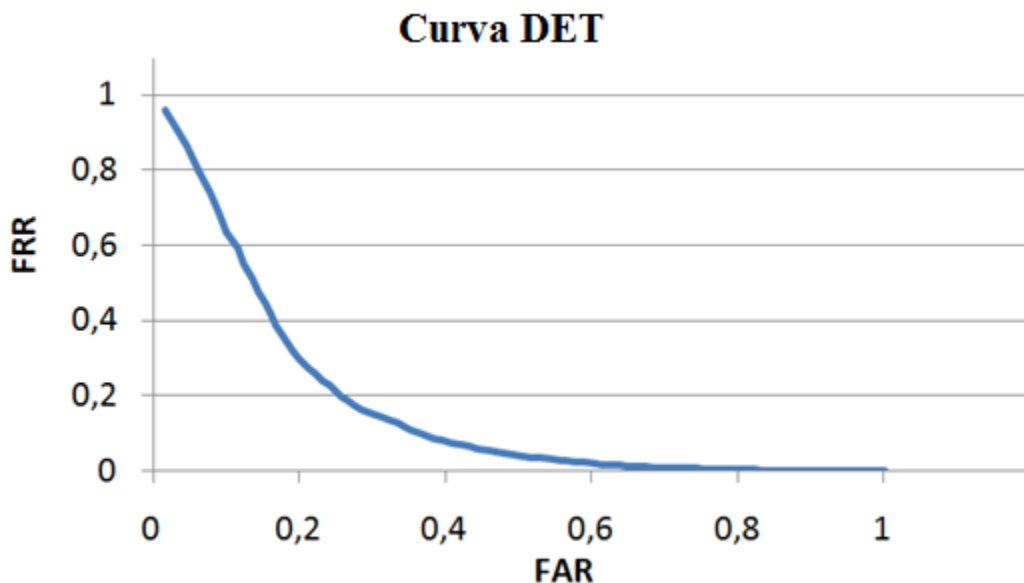


Figura 29 - Curva DET do método de reconhecimento baseado em cristas.

Assim como o método baseado em minúcias, o desempenho individual do método baseado em cristas deixou a desejar, pois o reconhecimento de fragmentos de impressões digitais é bastante desafiador (RAWAT, 2009).

5.4 Método Baseado em Poros

O reconhecimento baseado em poros utilizando a base de dados DB I PolyU HRF teve início com a extração dos poros das imagens utilizando os filtros propostos (adaptativo e isotrópico) ZHAO et al (2010), RAY et al (2005). Depois disso, para cada uma das comparações genuínas e impostoras foram aplicadas as transformações obtidas no alinhamento das cristas sobre as coordenadas dos poros.

Para a comparação dos poros foi utilizada uma caixa delimitadora, de 6, 8 e 10 pixels, em torno de cada poro extraído. Dessa forma, se após as transformações de alinhamento um poro estivesse dentro da caixa de alinhamento da imagem de consulta, era considerada uma combinação, conforme o método proposto por ANGELONI (2013).

A Tabela 3 mostra os resultados obtidos com o reconhecimento baseado em poros aplicado na base de dados BD I PolyU HRF, utilizando os dois algoritmos de extração de poros mencionados e variando o tamanho das caixas delimitadoras.

Tabela 3. Resultados obtidos com o método de reconhecimento baseado em poros na base de dados DB I PolyU HRF, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada.

Algoritmo de Extração de Poros	Caixa	ERR
Isotrópico	6	33,48%
Isotrópico	8	32,89%
Isotrópico	10	33,01%
Adaptativo	6	35,66%
Adaptativo	8	35,26%
Adaptativo	10	35,18%

Pode-se observar na Tabela 3 que o aumento da caixa delimitadora não melhorou o desempenho do algoritmo. Um dos motivos é o grande número de poros presentes nas imagens, o que facilita os casamentos impostores, em vista que apenas as coordenadas dos poros foram utilizadas nas comparações.

Uma segunda estratégia de comparação foi empregada utilizando-se as matrizes de alinhamento obtidas através do método de reconhecimento baseado em cristas, conforme proposto por ANGELONI (2013). Os poros extraídos das imagens foram rotulados de acordo com as cristas em que se encontravam, e utilizando as cristas que foram combinadas como informação, um poro só era considerado combinado com outro quando as cristas em que se encontravam eram as mesmas.

Essa estratégia apresentou resultados significativamente melhores do que a primeira estratégia conforme pode ser observado na Tabela 4.

Tabela 4. Resultados obtidos com o método de reconhecimento baseado em poros aplicado na base de dados DB I PolyUHRF, utilizando as restrições baseadas em cristas, variando o algoritmo de extração de poros e o tamanho da caixa delimitadora utilizada

Algoritmo de Extração de Poros	Caixa	ERR
Isotrópico	6	27,40%
Isotrópico	8	26,79%
Isotrópico	10	26,02%
Adaptativo	6	24,59%
Adaptativo	8	23,76%
Adaptativo	10	23,22%

Conforme pode ser observado na Tabela 4, na segunda estratégia, o uso de janelas maiores proporcionou menores taxas de erro.

5.5 Método Baseado na Fusão das Minúcias, Cristas e Poros

Nesta seção são descritos os resultados obtidos com os experimentos realizados para a fusão multibiométrica baseado em impressões digitais, utilizando-se os métodos de reconhecimento baseados em minúcias, cristas e poros.

Na etapa de fusão optou-se por avaliar a fusão dos métodos em duplas antes de efetuar a fusão entre os três métodos, devido à necessidade de identificação dos pesos mais adequados na fusão dos três métodos.

Dessa forma, primeiramente foram fundidos os métodos de reconhecimento baseado em cristas com o método de reconhecimento baseado em poros, com suas diversas versões (filtro adaptativo e isotrópico, com a variação do tamanho da caixa, com e sem o uso da restrição de cristas). Após, foram fundidos o método de reconhecimento baseado em minúcias com o método de reconhecimento baseados em poros, considerando-se também suas diversas versões.

Para a fusão em pares, utilizou-se o método da soma ponderada, variando os pesos atribuídos aos métodos de 0 a 1.0.

As fusões realizadas foram do tipo multi-algoritmo, e conforme (FALGUERA, 2008), o grau de dependência entre os métodos é um fator de grande influência em sistemas multi-algoritmos. Para o cálculo do grau de dependência entre os algoritmos utilizou-se as medidas

Q-Statistic e Q-Average, baseado nos estudos feitos por KUNCHEVA e WHITAKER, (2003).

A medida Q-Statistic apresenta resultados entre $[-1,1]$, e pode ser calculada por meio da equação 4.

$$Q_{i,j} = \frac{N^{11}N^{00} - N^{01}N^{10}}{N^{11}N^{00} + N^{01}N^{10}} \quad (4)$$

onde i representa o primeiro método e j representa o segundo método, e N^{ab} representa o número de ocorrências em um conjunto de teste no qual o método i obteve resultado a e o método j obteve resultado b . Ou seja, N^{11} significa o número de vezes que o primeiro método acerta e o segundo também acerta, N^{00} significa o número de vezes que o primeiro método erra e o segundo também erra, N^{10} significa o número de vezes que o primeiro método acerta e o segundo erra e N^{01} significa o número de vezes que o primeiro método erra e o segundo acerta.

Para métodos independentes, espera-se que o resultado $Q_{i,j}$ seja próximo de 0, para métodos que tendem a cometer os mesmos erros espera-se $Q_{i,j}$ próximo de 1, e para métodos que cometem erros em situações diferentes, espera-se $Q_{i,j}$ próximo de -1.

Para o cálculo do Q-statistic foi desenvolvido um programa na linguagem Matlab que efetuava a leitura das pontuações obtidas pelos métodos de reconhecimento e através de um *threshold* estabelecido a partir do cálculo do EER, determinava se os métodos acertavam ou erravam na autenticação dos indivíduos.

A Tabela 5 mostra os resultados de Q-Statistic da comparação entre minúcias e poros. Pode-se observar que a maioria dos métodos são independentes, visto que a maioria dos resultados foram próximos de zero.

Tabela 5. Valores de Q-Statistic para os métodos de minúcia e poros.

Método de Extração	Caixa	Q-Statistic
Isotrópico	6	0.1078
Isotrópico	8	0.0695
Isotrópico	10	0.0438
Adaptativo	6	0.1353
Adaptativo	8	0.1087
Adaptativo	10	0.0926
Isotrópico – R	6	0.1376
Isotrópico – R	8	0.0822
Isotrópico – R	10	0.0626
Adaptativo – R	6	0.1125
Adaptativo – R	8	0.0805
Adaptativo – R	10	0.0441

Os valores de Q-Statistic entre o método de reconhecimento baseado em cristas e os métodos de reconhecimento baseados em poros são mostrados na Tabela 6. Pode-se observar que há maior dependência entre esses métodos visto que muitos valores estão mais próximos de 1, particularmente quando se utiliza a restrição de cristas (indicados com a letra R), no método baseado em poros, o que era de se esperar.

Tabela 6. Valores de Q-Statistic para os métodos de cristas e poros.

Método de Extração	Caixa	Q-Statistic
Isotrópico	6	0.173
Isotrópico	8	0.167
Isotrópico	10	0.165
Adaptativo	6	0.211
Adaptativo	8	0.127
Adaptativo	10	0.188
Isotrópico – R	6	0.572
Isotrópico – R	8	0.614
Isotrópico – R	10	0.630
Adaptativo – R	6	0.877
Adaptativo – R	8	0.881
Adaptativo – R	10	0.900

u

O valor de Q-Statistic para os métodos de minúcias e cristas foi de 0,031, o que indica independência entre os métodos.

Como o objetivo deste trabalho era avaliar também os resultados da fusão dos três métodos, outra medida foi utilizada para indicar o grau de dependência entre eles, o Q-Average, calculado de acordo com a equação 5 (KUNCHEVA e WHITAKER, (2003)), onde $Q_{i,k}$ representa o Q-Statistic entre os métodos i e k e L representa o número de métodos sendo fundidos.

$$Q_{av} = \frac{2}{L(L-1)} \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{k=i+1}^L Q_{i,k} \quad (5)$$

A Tabela 7 apresenta os valores de Q-Average para a fusão dos métodos baseados em minúcias, cristas e poros. Pode-se observar novamente que os métodos de extração de poros que utilizaram a restrição de cristas apresentaram um maior grau de dependência, enquanto os demais tiveram resultados mais próximos de 0, ou seja, são mais independentes entre si.

Tabela 7. Valores de Q-Average para os métodos de minúcias, cristas e poros.

Método de Extração	Caixa	Q-Average
--------------------	-------	-----------

Isotrópico	6	0.1040
Isotrópico	8	0.0893
Isotrópico	10	0.0800
Adaptativo	6	0.2056
Adaptativo	8	0.2513
Adaptativo	10	0.2513
Isotrópico – R	6	0.1266
Isotrópico – R	8	0.0802
Isotrópico – R	10	0.0940
Adaptativo – R	6	0.3403
Adaptativo – R	8	0.3343
Adaptativo – R	10	0.3251

Na primeira etapa da fusão, foram fundidas as pontuações dos métodos em duplas, ou seja, do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias e ambos com os métodos baseados em poros. Para a fusão foi desenvolvido um código na linguagem Matlab que efetuava a leitura das pontuações e aplicava o método de soma ponderada para efetuar a fusão, calculando posteriormente o EER por meio de outro código desenvolvido (disponível na seção 2.4).

5.6 Fusão do Método Baseado em Cristas com os Métodos Baseados em Poros

A Tabela 8 mostra os resultados obtidos com a fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em poros. A Letra “R” na frente do método denota os métodos baseados em poros onde a restrição de cristas foi utilizada. Pode-se observar que os melhores valores de fusão foram alcançados utilizando-se a abordagem de filtros isotrópicos com a restrição de cristas.

Tabela 8. Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas com os métodos baseados em poros, adotando a primeira estratégia proposta, utilizando-se a base de dados BD I PolyU HRF.

Método de Extração	Caixa	ERR	Peso – Cristas
Isotrópico	6	22,75	0,6
Isotrópico	8	22,66	0,7

Isotrópico	10	22,56	0,6
Adaptativo	6	23,13	0,7
Adaptativo	8	23,03	0,7
Adaptativo	10	22,93	0,7
Isotrópico – R	6	22,32	0,3
Isotrópico – R	8	22,30	0,4
Isotrópico – R	10	22,01	0,5
Adaptativo – R	6	22,67	0,5
Adaptativo – R	8	22,46	0,2
Adaptativo – R	10	22,31	0,4

Pode-se observar também que o ganho desta fusão foi bastante pequeno, quando se compara com as taxas e EER obtidas individualmente pelos métodos. Este desempenho pode ser explicado pelo fato de que os métodos baseados em poros e cristas são dependentes, particularmente a versão do método de poros com restrição de cristas.

5.7 Fusão do Método Baseado em Minúcias com os Métodos Baseados em Poros

A Tabela 9 mostra os resultados da fusão do método baseado em minúcias com os métodos baseados em poros. Pode-se observar nesta tabela que a fusão de minúcias com poros apresentou resultados extremamente satisfatórios, diminuindo o erro do algoritmo de minúcias em aproximadamente 16% em alguns casos.

Essa grande melhoria de acurácia deve-se ao fato da baixa quantidade de minúcias encontradas em fragmentos de impressões digitais, enquanto os poros e as cristas são mais abundantes, causando um maior número de falsa aceitação. As minúcias se mostraram muito eficazes na rejeição de casamentos impostores, melhorando os resultados dos métodos baseados em cristas e poros. Como pode-se observar na Tabela 9, os pesos de fusão que apresentaram os melhores resultados favoreceram o método baseado em minúcias.

Tabela 9. Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em minúcias com os métodos baseados em poros, adotando a primeira estratégia proposta, utilizando-se a base de dados BD I PolyU HRF.

Método de Extração	Caixa	EER	Peso Minúcias
Isotrópico	6	14,07	0,8

Isotrópico	8	13,52	0,9
Isotrópico	10	14,31	0,9
Adaptativo	6	14,20	0,7
Adaptativo	8	14,09	0,8
Adaptativo	10	14,49	0,9
Isotrópico – R	6	10,85	0,7
Isotrópico – R	8	10,69	0,7
Isotrópico – R	10	10,41	0,8
Adaptativo – R	6	9,63	0,8
Adaptativo – R	8	9,45	0,8
Adaptativo – R	10	9,08	0,9

5.8 Fusão do Método Baseado em Minúcias com o Método Baseado em Cristas

O EER da fusão do método baseado em minúcias com o método de cristas foi de 9,35%, um resultado bastante superior aos obtidos pelos métodos individualmente (25,08% para o método baseado em minúcias e 23,50% para o método baseado em cristas). Na fusão, os pesos de 0,9 para as pontuações das minúcias e 0,1 para as pontuações das cristas levaram ao melhor resultado.

5.9 Fusão do Método Baseado em Minúcias, Cristas e Poros

Após a fusão dos métodos em duplas, pode-se observar que os melhores resultados foram obtidos com os maiores pesos atribuídos as minúcias. Para determinação dos pesos na fusão dos 3 métodos utilizou-se uma estratégia exaustiva para identificar os melhores pesos que consistiu em variar os pesos entre os métodos criando todas as combinações possíveis, dessa forma, com os pesos da Tabela 10 foram obtidos os melhores resultados na fusão.

A Tabela 10 mostra os resultados da fusão do método baseado em minúcias com o método baseado em cristas e com os métodos baseados em poros.

Tabela 10. Melhores resultados obtidos na fusão do método baseado em cristas, minúcias e poros, utilizando-se a base de dados PolyU HRF.

Método de Extração	Caixa	EER	Peso - Minúcias	Peso – Cristas	Peso – Poros
Isotrópico	6	8,99	0,9	0,05	0,05
Isotrópico	8	9,00	0,9	0,05	0,05
Isotrópico	10	9,06	0,9	0,05	0,05
Adaptativo	6	9,12	0,9	0,05	0,05
Adaptativo	8	8,89	0,9	0,05	0,05
Adaptativo	10	8,91	0,9	0,05	0,05
Isotrópico – R	6	8,57	0,9	0,05	0,05
Isotrópico – R	8	8,92	0,9	0,05	0,05
Isotrópico – R	10	8,93	0,9	0,05	0,05
Adaptativo – R	6	9,03	0,9	0,05	0,05
Adaptativo – R	8	8,70	0,9	0,05	0,05
Adaptativo – R	10	8,74	0,9	0,05	0,05

Como pode-se observar, houve uma melhoria dos resultados após a fusão dos 3 métodos se compararmos com as fusões dos métodos em duplas, provando que a fusão de métodos independentes pode aumentar muito a acurácia de um sistema.

Capítulo 6

Projeto do Software Desenvolvido

Neste capítulo são apresentadas as etapas do projeto de software, que era um dos objetivos propostos neste projeto.

6.1 Ferramentas de Desenvolvimento

As seguintes ferramentas foram necessárias para o desenvolvimento do software: Matlab 2011, Visual Studio 2010 – C#, Dev C++, SDK Verifinger, MySQL Server 5.1.72 – Win 32 bits, MySQL Workbench 6.0 e MySQL connector 6.3.1.

6.2 Análise de Requisitos

Conforme descrito no capítulo 2, existem duas formas distintas de se operar um sistema biométrico, autenticação ou identificação. Portanto, foi definido que o sistema desenvolvido deve oferecer ambos os modos de operação.

Além das formas de operação, o sistema deve apresentar uma tela de cadastro, onde o usuário poderá oferecer suas informações, assim como uma amostra de sua impressão digital que servirá de referência nas operações de autenticação e identificação.

Uma tela de opções permite a seleção dos métodos de reconhecimento que serão empregados assim como os pesos que serão utilizados na fusão.

A fusão deve ser implementada no nível de Pontuação e Decisão, de acordo com a operação.

A Figura 30 apresenta o diagrama de caso de uso referente à análise de requisitos.

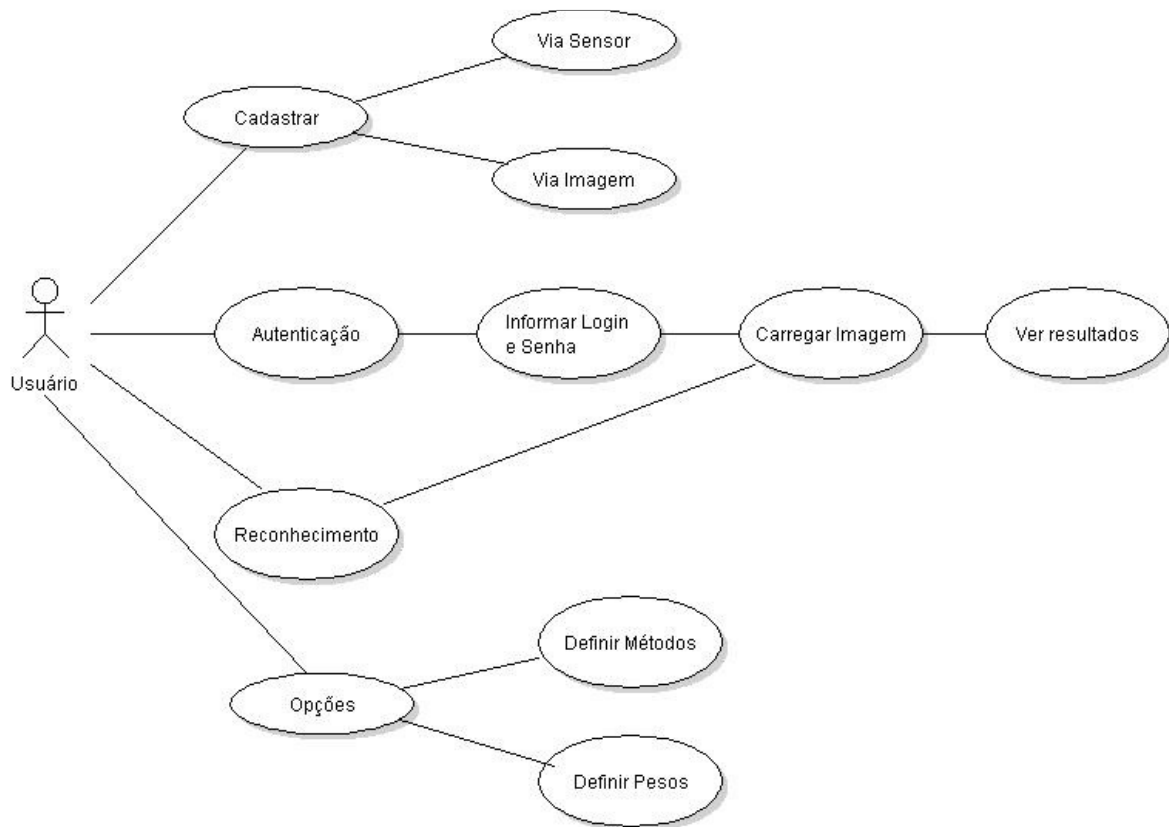


Figura 30 - Análise de requisitos do sistema.

Para facilitar e monitorar o desenvolvimento do sistema, os seguintes requisitos foram identificados:

- 1- Definição e instalação da tecnologia de banco de dados: A tecnologia escolhida foi o MySQL, por ser gratuito e oferecer componentes de integração com o Visual Studio 2010;
- 2- Estudo da tecnologia de banco de dados aplicada a linguagem C#;
- 3- Implementação do cadastro de usuário: Nesta etapa foi criada a tabela do banco de dados e as funções de consulta e inserção;
- 4- Adaptação e inserção do algoritmo de conversão de bitmap para pgm: O algoritmo de afinamento de cristas funciona apenas para imagens no formato pgm, logo sua conversão é necessária;
- 5- Adaptação e inserção do algoritmo de afinamento de cristas;
- 6- Definição da forma de integração entre o método de reconhecimento baseado em cristas e o sistema na linguagem C#;
- 7- Definição da forma de integração entre o método de reconhecimento baseado em poros e o sistema na linguagem C#;

- 8- Implementação da tela de Autenticação utilizando apenas minúcias:
 - Inserção do algoritmo de conversão de bitmap para pgm;
 - Adaptação e inserção do algoritmo de afinamento de cristas;
 - Adaptação e inserção do algoritmo de comparação de cristas;
 - Adaptação e inserção do algoritmo de identificação de poros;
 - Adaptação e inserção do algoritmo de cristas para a inserção do id da crista de cada poro;
 - Adaptação e inserção do algoritmo de comparação de poros;
- 9- Implementação da tela de Identificação utilizando apenas minúcias:
 - Inserção do algoritmo de conversão de bitmap para pgm;
 - Adaptação e inserção do algoritmo de afinamento de cristas;
 - Adaptação e inserção do algoritmo de comparação de cristas;
- 10- Implementação da tela de Opções:
 - Implementação dos métodos e pesos na fusão da função de autenticação;
 - Implementação dos métodos e pesos na fusão da função de Identificação;
 - Implementação da Fusão na tela de Autenticação;
 - Implementação da Fusão na tela de Identificação;
- 11 – Adequação do sistema ao sensor.
- 12 – Revisão e testes do sistema final.

6.3 Mudanças de Requisitos

Durante o desenvolvimento do projeto foram necessárias algumas mudanças de requisitos listadas abaixo:

- 1-A forma inicial de integração entre o Matlab e C# foi alterada, optou-se pela criação de um executável criado via Matlab que é chamado via código do sistema em C#. A outra forma de integração exigia a ferramenta Matlab em execução para que a integração funciona-se, o que tornava o sistema mais lento e inviável.
- 2- A opção pelo método de reconhecimento baseado em poros só poderá ser escolhida mediante a escolha também do método de reconhecimento baseado em cristas, uma vez que o segundo oferece informações essenciais para a execução do primeiro.

6.4 Análise de Riscos

Alguns riscos foram identificados durante a etapa de Projeto de Software e são apresentados na Tabela 11.

Os riscos da Tabela 11 foram identificados e acompanhados neste projeto.

Tabela 11 - Riscos do projeto (classificados em Baixa, Media e Alta)

Riscos	Chance de Ocorrer	Gravidade
Atrasos devido à disponibilidade do sensor	Alta	Baixa
Incompatibilidade entre os métodos	Média	Média
Desempenho insatisfatório do sistema	Alta	Média

O risco de incompatibilidade entre os métodos deve-se ao fato dos métodos estarem disponíveis em linguagens diferentes, como C#, Matlab e C++. Portanto, este risco pode inviabilizar a integração entre os métodos.

O risco de desempenho insatisfatório do sistema esta diretamente relacionado a forma de integração escolhida, como por exemplo, a chamada de outros executáveis durante a execução do sistema, o que pode tornar o tempo de resposta relativamente lento.

6.5 O Sensor

Para a leitura das impressões digitais foi utilizado o sensor L SCAN Master da CrossMatch, e sua biblioteca disponível na linguagem C#.

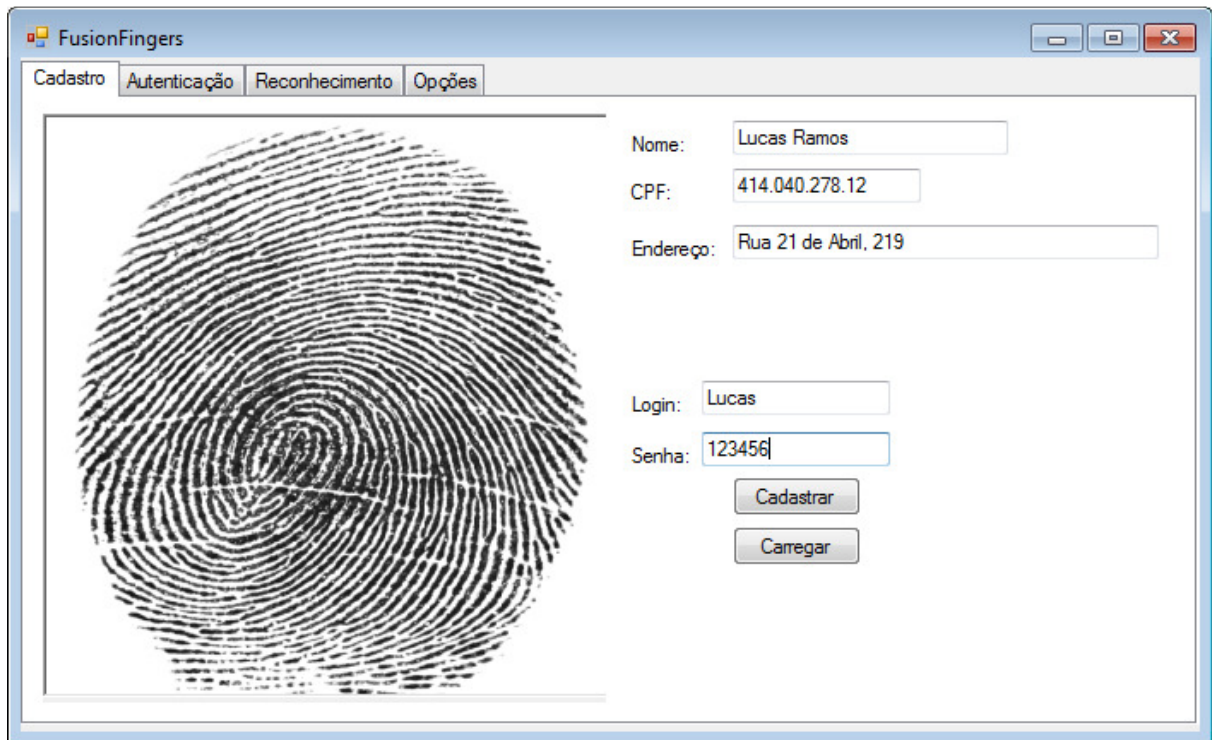
A etapa de leitura de impressões digitais a partir do sensor consiste dos seguintes passos:

- 1- Definição no fluxo de trabalho, onde características como a quantidade de imagens que serão capturadas, o formato, a dimensão e qualidade são definidas;
- 2- Iniciar o fluxo de trabalho;
- 3- Posicionar o dedo na área de captura.

Após esses passos a imagem será salva em um diretório pré-definido pelo usuário e estará disponível para ser usada nas demais funções do sistema.

6.6 Cadastro

Para que um usuário possa utilizar o sistema ele primeiro deve efetuar seu cadastro na base de dados. A tela de cadastro é mostrada na Figura 31.



A imagem mostra a interface de usuário do sistema FusionFingers, especificamente a aba 'Cadastro'. O aplicativo possui uma barra de menu com as opções 'Cadastro', 'Autenticação', 'Reconhecimento' e 'Opções'. O formulário de cadastro contém os seguintes campos e botões:

- Nome:
- CPF:
- Endereço:
- Login:
- Senha:
- Botão 'Cadastrar'
- Botão 'Carregar'

À esquerda do formulário, há uma imagem de uma impressão digital.

Figura 31 - Tela de Cadastro

Todos os campos devem ser obrigatoriamente preenchidos, caso contrário a mensagem da Figura 32 será exibida. Caso o Login escolhido pelo usuário não esteja disponível, a mensagem da Figura 33 será exibida.

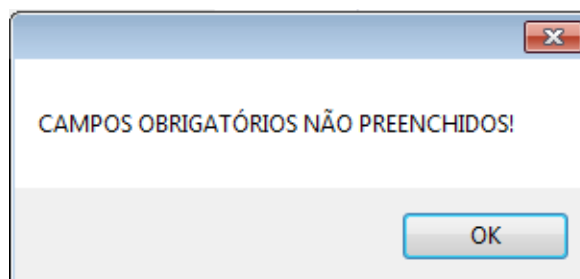


Figura 32 - Mensagem de erro exibida caso o usuário não preencha algum campo obrigatório em alguma tela.

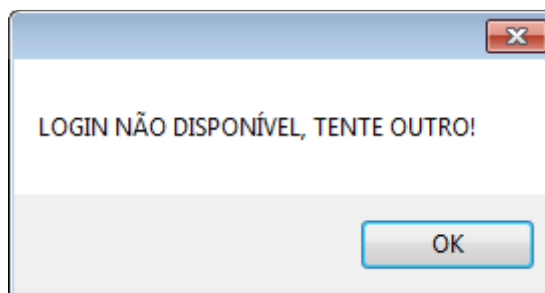


Figura 33 - Mensagem de erro exibida caso o login escolhido pelo usuário não esteja disponível.

Se todos os campos estiverem preenchidos, o Login estiver disponível, o usuário e suas informações serão cadastrados na base de dados e a mensagem da Figura x será exibida.

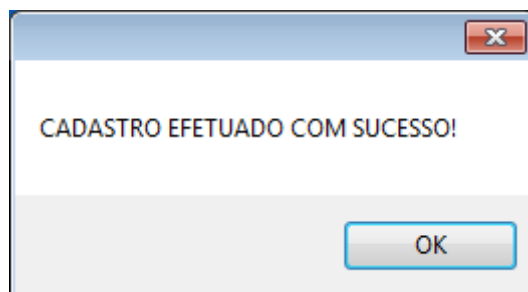


Figura 34 - Mensagem exibida quando o cadastro é concluído com sucesso

6.7 Autenticação

Na tela de autenticação (Figura 35) o usuário deve fornecer seu Login, senha e impressão digital capturada pelo sensor. Após o preenchimento dos campos, o usuário deve clicar no botão executar e aguardar até que a mensagem da Figura 36 seja exibida caso a autenticação tenha sido bem sucedida ou a mensagem da Figura 37 seja exibida caso o resultado da autenticação seja negativo.

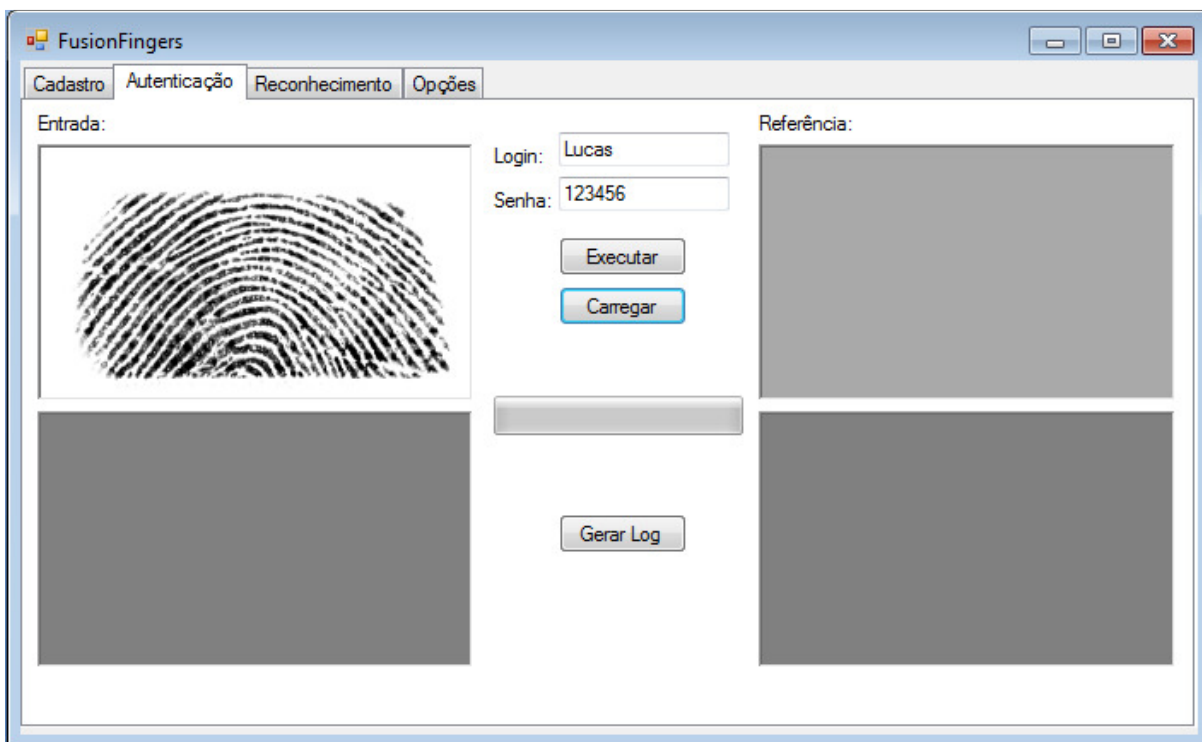


Figura35 - Tela de Autenticação.

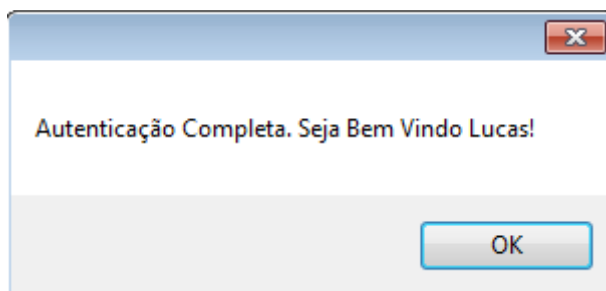


Figura 36 - Mensagem de autenticação bem sucedida.

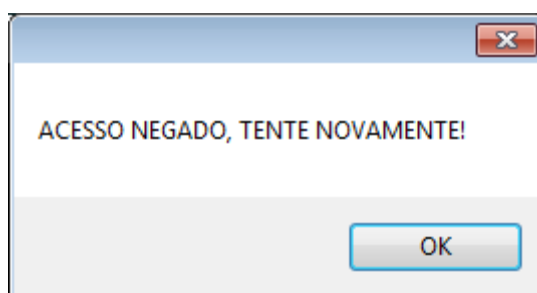


Figura 37 - Mensagem de autenticação rejeitada.

Após o resultado exibido pelas mensagens o usuário pode gerar um arquivo de log onde informações como os resultados individuais de cada método e os pesos empregados na

fusão estão disponíveis. Para isso, basta clicar no botão Gerar Log e selecionar o diretório onde o arquivo no formato txt será salvo.

6.8 Identificação

Na tela de identificação o usuário deverá fornecer apenas a impressão digital capturada pelo sensor e clicar no botão identificar. O resultado será mostrado na área em vermelho da Figura 38. O usuário pode visualizar os pesos e resultados individuais dos métodos clicando no botão Gerar Log e salvando o arquivo txt no local desejado.

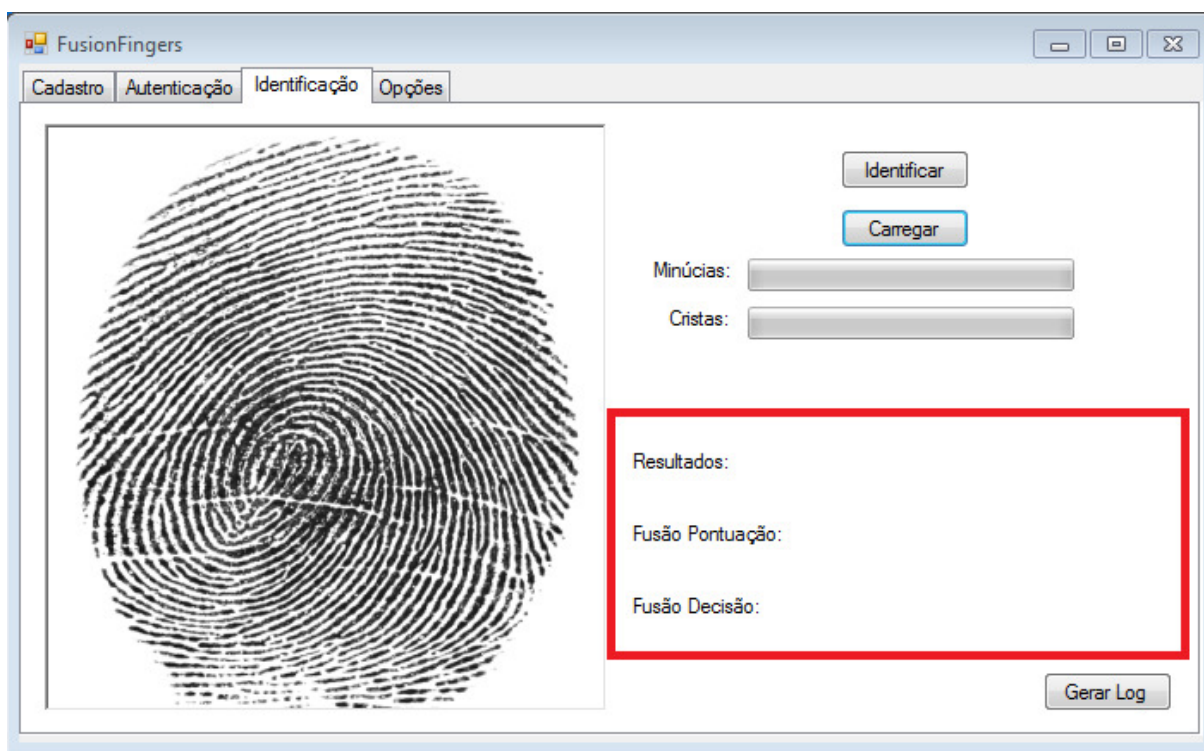


Figura 38 - Tela de identificação

Caso algum dos métodos de fusão escolhidos não obtenha resultados, a mensagem da Figura 39 informando qual método não obteve resultado será exibida.

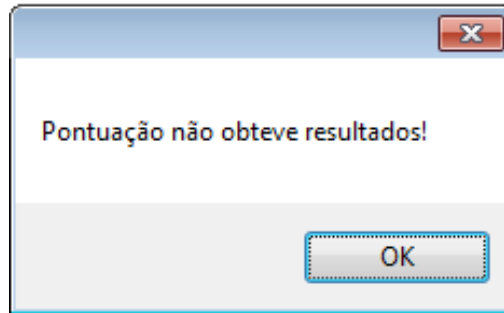


Figura 39 - Mensagem informando que o método não obteve resultado.

6.9 Opções

A tela de Opções permite a seleção dos métodos que serão utilizados nas operações de autenticação e identificação. O método de reconhecimento baseado em poros esta disponível apenas na operação de autenticação e requer a utilização do método de reconhecimento baseado em cristas. É possível também atribuir os pesos que serão utilizados na etapa de fusão dos métodos, porem o valor padrão é o recomendado e sua alteração pode afetar gravemente o desempenho do sistema. Após as alterações, o usuário deve clicar em Aplicar e o sistema irá verificar se os pesos atribuídos não excedem o limite. A Figura 40 mostra a tela de opções.

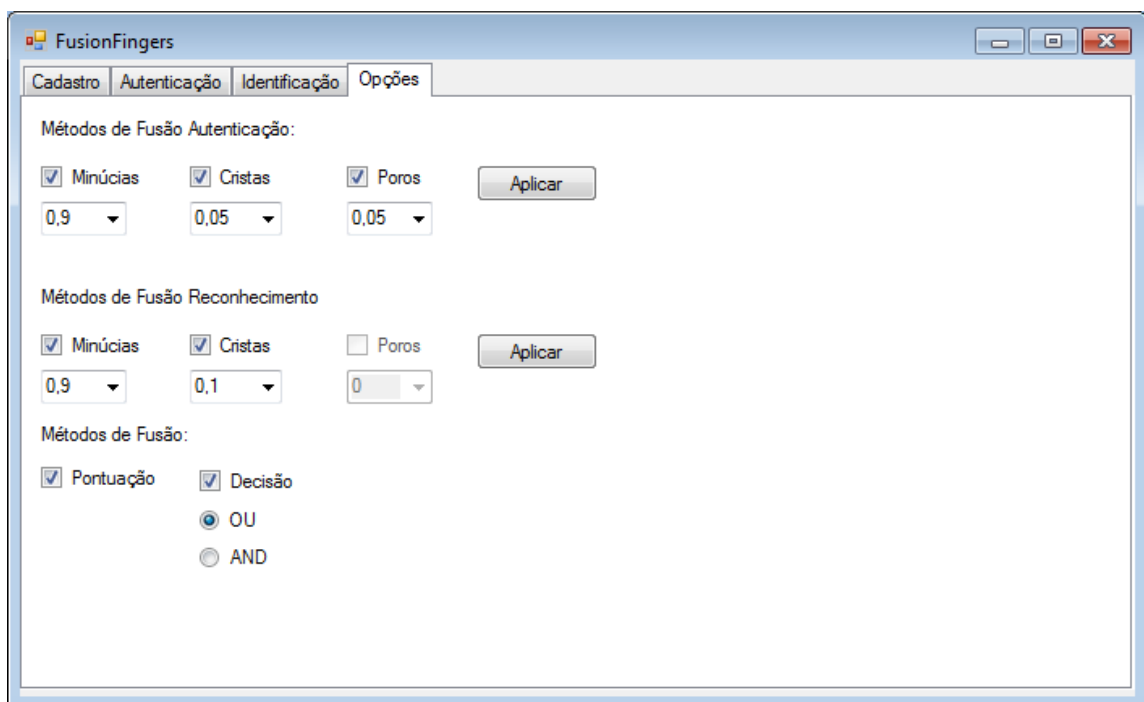


Figura 40 - Tela de Opções

Capítulo 7

Conclusões

O reconhecimento de fragmentos de impressões digitais mostrou-se bastante desafiador mesmo frente a diversos métodos, e é de grande importância para diversas áreas, em especial a forense, onde fragmentos de impressões são comuns e sua identificação essencial.

O método de reconhecimento baseado em minúcias mostrou-se bastante seguro na identificação de fragmentos de impressões impostoras, porém foi pouco eficiente na identificação dos fragmentos de impressões genuínas, provando que sistemas comerciais também encontram dificuldades no reconhecimento de fragmentos de impressões digitais.

Já os métodos de reconhecimento baseados em cristas e poros foram mais equilibrados, apresentando tanto problemas na identificação de fragmentos de impressões genuínas quanto na identificação de fragmentos de impressões impostoras, e são pouco usados comercialmente, principalmente devido ao fato de seu estudo ser recente, visto a grande quantidade de trabalhos recentemente publicados, e seus sensores serem de alto custo.

A fusão dos métodos mostrou ser bastante eficaz, com resultados bastante satisfatórios, diminuindo em mais de 16% o EER e tornando o sistema mais confiável. O estudo da fusão multibiométrica mostrou-se bastante promissor e relevante, especialmente no Brasil, onde a impressão digital é a característica biométrica mais utilizada para a identificação de indivíduos.

A integração entre os métodos mostrou-se bastante promissora, tendo como resultado um sistema significativamente mais seguro, sendo necessário apenas uma padronização das linguagens utilizadas.

7.1 Trabalhos Futuros

Dentre as sugestões de trabalhos futuros, pode-se destacar:

- 1- Avaliação das técnicas propostas em outras bases de dados;
- 2- Avaliação de outros tipos de fusão entre os métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias, cristas e poros;
- 3- Adaptação dos métodos para a linguagem C#;

- 4- Paralelização dos métodos adotados com o intuito de reduzir o tempo de processamento e tornar o sistema viável para aplicações reais.

Referências Bibliográficas

ANGELONI, M. A. Reconhecimento de Fragmentos de Impressões Digitais Baseado em Cristas e Poros. 01/02/2013.108.Dissertação.Unesp. Bauru, 2013.

ANGELONI, M. A; MARANA, A. N. Improving the Ridge Based Fingerprint Recognition Method Using Sweat Pores. Pag 113- 119, Nice, França, Fevereiro 2013.

ASHBAUGH, D. R.. “Quantitative-Qualitative Friction Ridge Analysis: An Introduction to Basic and Advanced Ridgeology”, CRC Press. 1999.

CHABERSKI, M.. “Level 3 friction ridge research”. In. Biometric Technology Today, Volume 16, Issue 11-12, Pages 9-12. November/December 2008.

FALGUERA, F. P. S. (2008). Fusão de Métodos Baseados em Minúcias e em Cristas para Reconhecimento de Impressões Digitais. Master'sthesis, UNESP – Universidade Estadual Paulista, Bauru, Brasil.

JAIN, A., HONG, L., & BOLLE, R..On-Line Fingerprint Verification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19, 302–314. 1997.

JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S..“An Introduction to Biometric Recognition”. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 14, no. 1, pp. 4-20, January, 2004.

JAIN, A. K.; CHEN, Y.; DEMIRKUS, M.. “Pores and Ridges: Fingerprint Matching Using Level 3 Features”, In. Proceedings 18th International Conference on Pattern Recognition, vol. 4, pp 477-480. 2006.

JAIN, A. K.; CHEN, Y.; DEMIRKUS, M.. “Pores and Ridges: High-Resolution Fingerprint Matching Using Level 3 Features”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 29(1), pp. 15-27. 2007;

JAIN, A. K.; ROSS, A; NANDAKUMAR K. *Introduction to Biometrics*.Springer. 2011. 327p.

KUNCHEVA, L. I. & Whitaker, C. J. (2003).Measures of diversity in classifier ensembles and their relationship with the ensemble accuracy. *Machine Learning*, 51(2), 181–207.

MALTONI, D.; MAIO, D.; JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S.. “Handbook of Fingerprint Recognition”, Springer.2009.

MARANA, A. N.; JAIN, A. K. “Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform”.*IEEE Proceedings of the Sibgrapi, Natal, Brasil*, p. 112-119, 2005.

NIST BIOMETRIC IMAGE SOFTWARE. Disponível em:<<http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/nigos/nbis.html>>. Acesso em: 15 de Dezembro de 2013.

OLIVEIRA, L. Jr., CONCI, A.. “On the possibility of fingerprint identification by pores detection in 500 dpi images”. *SIBGRAPI-2009, Rio de Janeiro, Brasil*. 2009.

PARSONS, N. R.; SMITH, J. Q.; THÖNNES, E.; WANG, L.; WILSON, R. G.. “Rotationally invariant statistics for examining the evidence from the pores in fingerprints”. *Law, Probability and Risk*, vol. 7, no. 1 pp. 1-14. 2008.

POLYU HRF Database: The HongKong Polytechnic University High Resolution-Fingerprint Database. Disponível em:<http://www4.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/HRF/HRF_old.htm>. Acessado em: 01 dez. 2013.

RAWAT, A. A Hierarchical Fingerprint Matching System. Master’s thesis, Indian Institute of Technology Kanpur, Kanpur, India.2009.

RAY, M.; MEENEN, P.; ADHAMI, R..“A Novel Approach to Fingerprint Pore Extraction”.In. Proceedings of the 37thSouth-eastern Symposium on System Theory, pp. 282-286, 2005.

ROSS, A.; JAIN, A. K.Match Score Level Fusion, Score normalization, User-specific parameters. 2004. Disponível em:
<http://www.biometrics.org/bc2004/Presentations/Conference/3%20Wednesday%20September%202022/Wed_Ballroom%20B/1%20Multi%20biometrics%20and%20Fusion/MultibioPanel_BC2004_Ross.pdf>. Acesso em: 06 de Novembro de 2013.

ROSS, A., NANDAKUMAR, K., JAIN, A.K, *Handbook of Multibiometrics*. Springer, 198 p.2006.

STOSZ, J. & ALYEA, L. Automated System for Fingerprint Authentication Using Pores and Ridge Structure. In Proceedings of SPIE Conf. Automatic Systems for the Identification and Inspection of Humans, volume 2277 (pp. 210–223).1994.

ULUDAG, U.; JAIN, A. K. “Attacks on biometric systems: a case study in fingerprints”.*Seganography and Watermarking of Multimedia Contents VI*, pp. 622-633, San Jose, CA, Janeiro, 2004.

VATSA, M.; SINGH, R.; NOORE, A.; HOUCK, M. M..“Quality-augmented fusion of level-2 and level-3 fingerprint information using DS_m theory”. International Journal of Approximate Reasoning, vol. 50, no. 1, pp. 51-61, January, 2009.

ZHAO, Q.; ZHANG, L.; ZHANG, D.; LUO, N.; BAO, J..“Adaptive Pore Model for Fingerprint Pore Extraction”. In. Proceedings of the IAPR 19th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'08), Tampa, Florida, USA, 8-11 Dec 2008.

ZHAO, Q., ZHANG, L., ZHANG, D., & LUO, N. Direct Pore Matching for Fingerprint Recognition. In *Proceedings of the Third International Conference on Advances in Biometrics*, ICB '09 (pp. 597–606). Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag. 2009.

ZHAO, Q.; ZHANG, D.; ZHANG, L.; LUO, N.. “Adaptive fingerprint pore modeling and extraction”. *Pattern Recognition*, vol. 43, no. 8, pp. 2833-2847, August, 2010.