

# Fusão de Métodos Baseados em Minúcias e em Cristas para Reconhecimento de Impressões Digitais \*

<sup>1</sup>Fernanda Pereira Sartori Falguera e <sup>2</sup>Aparecido Nilceu Marana

UNESP – Faculdade de Ciências – Departamento de Computação – Bauru – SP – Brasil

<sup>1</sup>fernanda.sartori@gmail.com

<sup>2</sup>nilceu@fc.unesp.br

## Resumo

*Biometria é uma das maiores tendências na identificação humana e a impressão digital é a característica biométrica mais amplamente utilizada. Entretanto, considerar o reconhecimento automático de impressões digitais um problema totalmente resolvido é um erro comum. Imagens de baixa qualidade e contendo impressões digitais parciais ainda representam um grande desafio para os métodos baseados em minúcias, os mais extensivamente utilizados. A Multibiometria é considerada uma das chaves para superar as limitações e aprimorar a acurácia de sistemas biométricos. Esta dissertação de mestrado apresenta a fusão de métodos baseados em cristas e em minúcias para reconhecimento de impressões digitais. Os resultados obtidos (redução média na Taxa de Erro Igual de mais de 30% e o aumento na Taxa de Recuperação Correta de 75%) mostram que a fusão de métodos baseados em cristas e em minúcias pode representar uma melhoria significativa na acurácia dos sistemas de reconhecimento de impressões digitais.*

## Abstract

*Biometrics is one of the major tendencies in human identification and fingerprints are the most widely used biometrics trait. However, considering the automatic fingerprint recognition a completely solved problem is a common mistake. The most extensively used methods, the minutiae-based methods, do not perform well on poor-quality images and when just a small area of overlap between the template and the query image exists. The Multibiometrics is considered one of the keys to overcome the weakness and to*

*improve the accuracy of biometrics systems. This master thesis presents the fusion of minutiae-based and ridge-based methods. The achieved results (mean reduction of the Equal Error Rate of more than 30% and an increase of 75% in the Correct Retrieval Rate) have showed that the fusion of minutiae-based and ridge-based methods can provide a significant accuracy improvement of the fingerprint recognition systems.*

## 1. Introdução

Reconhecimento biométrico refere-se ao uso de características físicas (face, impressão digital, etc) ou comportamentais (assinatura, voz, etc) para estabelecer a identidade de uma pessoa.

Para que uma característica humana possa se tornar um identificador biométrico ela deve possuir alguns requisitos como universalidade, unicidade, permanência, entre outros. Devido a isso, nenhum identificador biométrico é considerado o melhor.

As impressões digitais, no entanto, são os identificadores biométricos mais amplamente utilizados devido ao fato de praticamente todo ser humano as possuírem, delas serem distintas até mesmo em gêmeos idênticos e mesmo diante de mudanças temporárias, como cortes e cicatrizes, elas se regenerarem voltando a sua forma original [9].

Os métodos baseados em minúcias são os mais extensivamente utilizados em sistemas automáticos de reconhecimento de impressões digitais. Todavia, é um erro comum considerar o reconhecimento automático de impressões digitais um problema totalmente resolvido. A extração de pontos de minúcias ainda representa um problema complexo em imagens de baixa qualidade [9]. Além disso, o casamento de pontos de minúcias, quando existe apenas uma pequena área de

sobreposição entre a imagem de consulta e a imagem *template*, também representa uma dificuldade.

Estes cenários, porém, estão se tornando cada vez mais comuns na medida em que sensores de impressões digitais estão se popularizando em celulares, notebooks, pendrives e outros dispositivos móveis.

Atualmente, o uso de sistemas multibiométricos é considerado uma das chaves para contornar as limitações e melhorar a acurácia dos sistemas biométricos. De acordo com Ross, Nandakumar e Jain [14], é extremamente difícil aumentar significativamente a acurácia dos sistemas utilizando apenas um identificador biométrico, uma única forma de representação e um único algoritmo de casamento.

Neste contexto, o presente trabalho vem contribuir ao apresentar um estudo sobre a multibiometria, uma das principais tendências na área de reconhecimento biométrico, e ao buscar formas de melhorar a acurácia de sistemas baseados na impressão digital, identificador biométrico que estará cada vez mais presente no cotidiano das pessoas.

## 1.1. Objetivo

O objetivo geral deste trabalho é aprimorar a acurácia dos sistemas atuais de reconhecimento de impressões digitais por meio da fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas, possibilitando, dessa forma, uma adoção mais segura e confiável dessa tecnologia.

## 1.2. Justificativas

Estudos realizados pelo *International Biometric Group* (IBG), empresa de consultoria do setor de Biometria dos Estados Unidos, apontam que as vendas globais dos equipamentos de Biometria vão saltar de US\$ 2,1 bilhões em 2006 para US\$ 5,7 bilhões em 2010. O reconhecimento de impressões digitais, o mais difundido e barato dos sistemas biométricos, deve responder por 44% do mercado global do setor [15].

Tais estudos apenas confirmam que o uso de sistemas biométricos deixou de fazer parte somente dos filmes de ficção científica e passou a estar presente na vida real, sendo utilizados até mesmo em aplicações cruciais para a sociedade.

Vários exemplos corroboram este fato, como o Sistema de Eleição Brasileiro com o uso da foto e da impressão digital estar em teste em três cidades brasileiras [2]. O novo passaporte, incluindo a foto digital do rosto e as impressões digitais. Além disso, o

uso da biometria também já pode ser visto em várias situações do cotidiano, como em bancos, planos de saúde, locadoras, academias, etc.

A primeira pergunta a ser respondida, portanto, deve ser: O uso da Biometria em larga escala é suficientemente seguro?

Para responder a essa pergunta, é necessário entender a real extensão dos problemas que podem ser causados por uma margem de erro aparentemente insignificante. Por exemplo, uma taxa de erro de 1% em um banco de dados de 47 milhões de impressões digitais, como o instalado pelo *Federal Bureau of Investigation* (FBI) aproximadamente no ano 2000, significaria 470 mil impressões que poderiam ser falsamente reconhecidas.

No entanto, margens de erro até mesmo acima de 1% não são raras, mesmo em sistemas biométricos considerados eficientes. Esses erros são geralmente ocasionados por algumas dificuldades inerentes à característica biométrica utilizada. No caso das impressões digitais, por exemplo, de acordo com Maltoni et al. [9], a extração dos pontos de minúcias ainda é um problema complexo em imagens de baixa qualidade, enquanto que a extração de outras informações, como as cristas e suas características, apresenta-se de forma mais confiável. Além disso, segundo Jain et al. [7], em aproximadamente 3% da população, as imagens das impressões digitais são de baixa qualidade devido à presença de cortes ou simplesmente pelas condições da pele (dedos secos ou oleosos demais).

Desse modo, a pergunta a ser respondida então passa a ser: Como essa melhoria na acurácia pode ser alcançada?

O uso de sistemas multibiométricos pode ser a resposta para essa questão. A Multibiometria é considerada uma das chaves para melhorar a acurácia dos sistemas biométricos por ser capaz de explorar os diferentes pontos fortes e contornar as diferentes limitações dos métodos biométricos [14].

Neste contexto, a justificativa para o presente trabalho é a necessidade de aprimorar a acurácia dos sistemas de reconhecimento de impressões digitais. A fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas, proposta neste trabalho, vem ao encontro dessa necessidade, contribuindo ao mesmo tempo para a área acadêmica, ao apresentar um estudo sobre a multibiometria, uma das maiores tendências da área de reconhecimento biométrico e para a sociedade, ao buscar formas de melhorar a acurácia de sistemas

baseados no identificador biométrico que estará cada vez mais presente em seu cotidiano: a impressão digital.

## 2. Impressões Digitais

Impressões digitais são os desenhos formados pelas cristas papilares (elevações da pele), presentes nas polpas dos dedos das mãos [13]. As cristas são formadas no feto através da combinação de fatores ambientais e genéticos de cada indivíduo. Conseqüentemente, as impressões digitais são uma marca exclusiva de cada indivíduo, mesmo entre gêmeos idênticos.

Além das cristas, outras características estruturais evidentes são encontradas nas impressões digitais, as minúcias. Minúcia, no contexto de impressões digitais, se refere aos vários modos pelos quais uma crista pode se tornar descontínua [9]. Em sistemas automáticos de reconhecimento de impressões digitais dois tipos de minúcias são utilizados: terminações e bifurcações. Na Figura 1 é possível observar uma minúcia do tipo terminação e outra do tipo bifurcação bem como suas coordenadas ( $x_0$ ,  $y_0$ ) e sua orientação ( $\theta$ ).

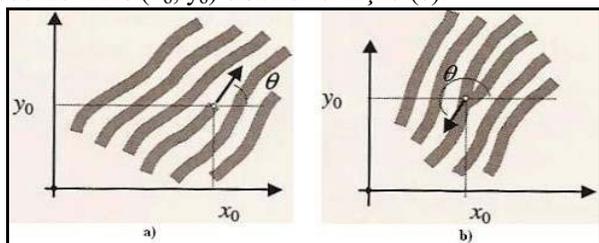


Figura 1: a) Terminação e b) Bifurcação [9].

### 2.1. Reconhecimento de Impressões Digitais

De acordo com Maltoni et al. [9], as abordagens utilizadas no casamento automático de impressões digitais podem ser divididas em duas grandes categorias:

- Baseadas em minúcias: abordagem mais amplamente utilizada. A fase de casamento consiste em encontrar o alinhamento entre o conjunto de minúcias da imagem *template* e da imagem de consulta que resulta no número máximo de pares de minúcias. Exemplos da abordagem baseada em minúcias são os métodos propostos por Jain et al. [6] e o *software NIST Biometric Image Software (NBIS)* do *National Institute of Standards and Technology (NIST)* [12]. Ambos os métodos são descritos na seção 2.1.1;
- Baseadas nas características das cristas: as abordagens pertencentes a esta família comparam as

impressões digitais em termos das características extraídas das cristas como orientação local, frequência, forma da crista, informação da textura, etc. Uma das pesquisas mais recentes desta abordagem foi o método proposto por Marana e Jain [10], que faz uso da transformada de Hough. Este método é apresentado na seção 2.1.2.

#### 2.1.1. Métodos Baseados em Minúcias

Esta seção apresenta uma breve descrição dos métodos baseados em minúcias objetos de estudo do presente trabalho.

##### Método de Jain

No algoritmo proposto por Jain et al. [6], para cada minúcia detectada, além das coordenadas  $x,y$  e da orientação ( $\theta$ ), é armazenado também o segmento associado à crista (aproximadamente dez pontos equidistantes uns dos outros pela média da distância intercristas). Esse segmento é utilizado para obter o alinhamento (rotação e translação) entre a imagem de consulta e a imagem *template*.

Uma vez obtidos os parâmetros de alinhamento, na etapa de casamento, os conjuntos de pontos de minúcias são representados como uma cadeia no sistema de coordenadas polares. Para ser mais tolerante a erros provocados pelas deformações e pelos ruídos, é utilizada uma caixa de tamanho ajustável dentro da qual pontos coincidentes são procurados. Um algoritmo de casamento de seqüências fornece a pontuação final de casamento. A Figura 2 mostra um exemplo de casamento obtido por este método. O algoritmo completo pode ser encontrado em [6].

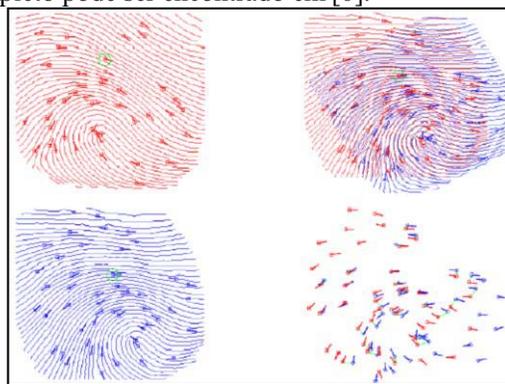


Figura 2: Exemplo de casamento obtido por este método [6].

##### Método do software NBIS

O software NBIS [12] é composto de dois programas principais que são utilizados no reconhecimento de impressões digitais:

- **Mindtct**: responsável pela detecção das minúcias. Esse programa tem como entrada uma imagem de impressão digital e como saída um arquivo texto com o conjunto de pontos de minúcias detectados com seus descritores: coordenadas  $x,y$  e a orientação  $\theta$  da minúcia.
- **Bozorth3**: é uma versão modificada do algoritmo proposto por Allan S. Bozorth [17]. Esse programa é responsável pelo casamento de dois conjuntos de minúcias. Ele tem como entrada o arquivo texto gerado pelo programa Mindtct e gera como saída uma pontuação de casamento. Para isso, esse programa computa para a imagem de consulta e de *template*, as medidas relativas de cada minúcia em relação a todas as outras minúcias e armazena em uma tabela. São essas medidas relativas que fazem com que esse algoritmo seja invariante à rotação e translação. A Figura 3 ilustra um exemplo das medidas relativas obtidas para um par de minúcias da impressão digital de consulta e um par de minúcias da impressão *template*.

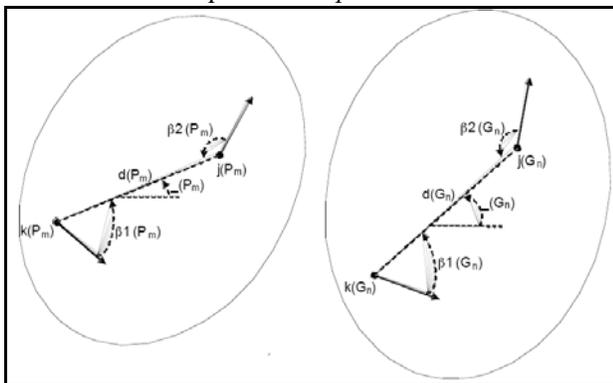


Figura 3: Exemplo de duas impressões digitais do mesmo dedo com variações de rotação e escala [17].

Na etapa de casamento, são procuradas as entradas compatíveis da tabela da imagem de consulta em relação à imagem *template*. Essas associações compatíveis entre pares de minúcias são consideradas como um grafo a ser percorrido para encontrar o caminho mais longo (caminho com maior número de associações).

Os detalhes da implementação dos programas *Mindtct* e *Bozorth3* podem ser encontrados em [17].

### 2.1.2. Método Baseado em Cristas

O método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [10] e adotado neste trabalho extrai as retas que passam pelas cristas utilizando a Transformada de Hough e depois utiliza essas retas para estimar os parâmetros de rotação e translação. A Figura 4 ilustra

as cristas detectadas e as retas extraídas para uma determinada crista.

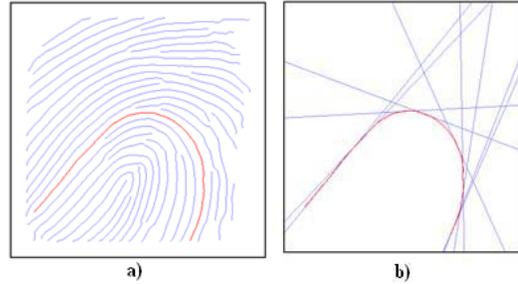


Figura 4: a) Cristas detectadas; b) Retas extraídas a partir de uma das cristas [10].

Para calcular a pontuação de casamento é utilizada uma matriz que identifica quantos pixels de cada crista das duas impressões digitais casam. A Figura 5 ilustra um casamento de impressões digitais obtido por este método.

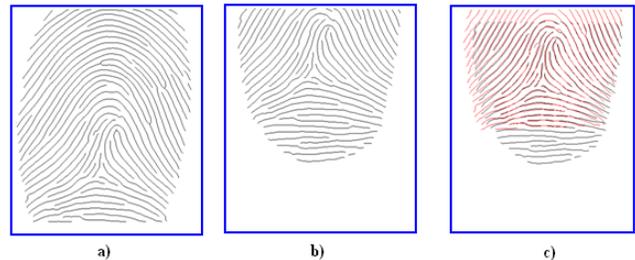


Figura 5: a) Imagem de Consulta; b) Imagem *Template*; c) Alinhamento obtido pelo método proposto por Marana e Jain [10].

A descrição completa deste método pode ser encontrada em [10].

## 2.2. Desafios do Reconhecimento de Impressões Digitais

O reconhecimento de impressões digitais ainda apresenta desafios, principalmente devido à grande variabilidade presente em diferentes impressões do mesmo dedo. Os principais fatores que contribuem para este problema são [9]: (i) deslocamento; (ii) rotação; (iii) pequena área de sobreposição entre a imagem de *template* e a imagem de consulta; (iv) deformação e (v) outros problemas como as condições da pele (cicatrizes, oleosidade), os ruídos devido à sujeira no sensor, etc.

## 3. Multibiometria

Multibiometria significa a fusão de diferentes tipos de informação em um sistema biométrico. Na seção 3.1 são apresentados os diferentes níveis e as técnicas de fusão utilizadas e avaliadas no presente trabalho. Na

seção 3.2 são apresentados os desafios dos sistemas multibiométricos.

### 3.1. Níveis e Técnicas de Fusão

Um sistema multibiométrico pode ter os seguintes níveis de fusão [14]:

- Fusão antes do casamento: nível de sensor e nível das características;
- Fusão após o casamento: nível de pontuação, nível de decisão e nível de classificação.

Dentro de cada nível, existem várias técnicas de fusão.

#### 3.1.1. Nível de Classificação

Para este nível, as técnicas de fusão propostas por Ho, Hull e Srihari [5] podem ser utilizadas: (i) Classificação mais Alta: a melhor classificação é associada à amostra; (ii) Contador de Borda: utiliza a soma das classificações obtidas pelos métodos que serão combinados e (iii) Regressão Logística: refere-se a uma generalização do método de Borda no qual um peso é associado para cada método.

#### 3.1.2. Nível de Decisão

Para a fusão em nível de decisão, a técnica Decisão Bayesiana estudada por Xu et al. [18] pode ser utilizada. Esta técnica consiste em transformar os rótulos de decisão (classes) em valores de probabilidade. Sendo que para isso, é necessária uma fase de treinamento onde a matriz de confusão de cada método é calculada.

#### 3.1.3. Nível de Pontuação

Na maioria das vezes, para este nível de fusão é necessário incluir uma etapa de normalização das pontuações, uma vez que as pontuações de casamento obtidas pelos métodos a serem combinados podem estar em intervalos diferentes. As técnicas de normalização estudadas e avaliadas no presente trabalho foram:

- Min-Max: técnica mais utilizada quando os valores dos limites das pontuações são conhecidos [9];
- Função Sigmóide Dupla: técnica utilizada por Cappelli, Maio e Maltoni [1] e consiste em realizar uma transformação linear das pontuações na região de sobreposição entre os casamentos genuínos e impostores, enquanto que as pontuações fora dessa região são transformadas de maneira não-linear;
- Estimadores Tanh: técnica introduzida por Hampel et al. [4] que objetiva reduzir a influência das pontuações nas extremidades da distribuição.

Uma vez normalizadas as pontuações, as técnicas de fusão que podem ser aplicadas são: Soma, Produto, Pontuação Máxima, Pontuação Mínima e Soma com Pesos [9].

### 3.2. Desafios de Sistemas Multibiométricos

Segundo Nandakumar [11], o projeto de sistemas multibiométricos é um problema desafiador, pois é muito difícil prever a estratégia de fusão ótima. Estas dificuldades se devem, principalmente, aos seguintes fatores:

- **Fusão antes do casamento:** (i) incompatibilidade: a fusão no nível de sensor e no nível de características nem sempre é possível devido à incompatibilidade das informações capturadas; (ii) complexidade: a complexidade de se projetar um algoritmo de fusão visando desenvolver um novo método para extrair as características e realizar o casamento dos dados combinados pode anular as vantagens da fusão em termos do custo-benefício;
- **Fusão após o casamento:** (i) habilidade de discriminação variada: existem medidas que são menos discriminativas que outras. Por exemplo, as cristas de uma impressão digital são medidas menos discriminativas que as minúcias; (ii) correlação entre os métodos: em geral, a fusão de métodos independentes tende a gerar uma melhoria mais significativa na acurácia do que métodos correlacionados.

De uma perspectiva acadêmica, pesquisas em multibiometria apresentam inúmeros desafios que vão desde determinar o tipo de informação que será fundida, projetar uma metodologia ótima de fusão considerando o cenário, o nível e a técnica de fusão até avaliar e comparar as diferentes metodologias de fusão e construir um sistema multibiométrico automatizado [14]. Tal cenário representa o objeto de estudo do presente trabalho e seu desenvolvimento incluindo seus materiais e métodos serão expostos nas seções seguintes.

## 4. Material

Para analisar o desempenho dos métodos baseados em minúcias e em cristas individualmente bem como as técnicas de fusão implementadas foi utilizada a base de dados DB1A da FVC2002 (Fingerprint Verification Competition 2002) [3], uma base de dados gratuita e utilizada como referência para avaliação de métodos de impressões digitais.

Essa base de dados é composta por 800 imagens (100 indivíduos, 8 imagens por indivíduo) de 388 x 374 pixels e 500 dpi de resolução com as seguintes características [54]:

- As impressões foram coletadas em três sessões com pelo menos uma semana separando cada sessão;
- Nenhum esforço foi despendido para controlar a qualidade da imagem e o sensor não foi sistematicamente limpo;
- Durante a segunda sessão, os indivíduos foram instruídos para exagerar no deslocamento e na rotação;
- Durante a terceira sessão, os dedos foram alternadamente secos e umedecidos.

Para a realização da fusão de métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em cristas e em minúcias foram escolhidos os seguintes métodos:

- Método Baseado em Minúcias de Jain et al. [6];
- Método Baseado em Cristas de Marana e Jain [10];
- Método Baseado em Minúcias do *software* NBIS [12].

## 5. Metodologia

Esta seção apresenta a metodologia proposta para a fusão dos métodos de reconhecimento de impressões digitais baseados em minúcias e em cristas, bem como a forma de avaliação dos resultados.

### 5.1. Estratégia de Fusão

O objetivo do presente trabalho é aprimorar a acurácia dos sistemas atuais de reconhecimento de impressões digitais por meio da fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas. Para que fosse possível avaliar de forma consistente as técnicas de fusão, as seguintes fusões foram realizadas:

- Fusão 1: Método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [10] com o método baseado em Minúcias proposto por Jain et al. [6].
- Fusão 2: Método baseado em cristas proposto por Marana e Jain [10] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [12].
- Fusão 3: Método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [6] com o método baseado em minúcias do *software* NBIS [12].
- Fusão 4: Método baseado em cristas por Marana e Jain [10] com os métodos baseados em minúcias: proposto por Jain et al. [6] e implementado no *software* NBIS [12].

Embora a viabilidade (melhoria na acurácia) da fusão pudesse ser validada com apenas umas das três primeiras fusões acima citadas, a estratégia definida permitiu analisar de forma mais abrangente a fusão de métodos baseados em minúcias e em cristas, possibilitando verificar o comportamento da fusão de métodos baseados nas mesmas características (minúcias) em relação à fusão de métodos que utilizam diferentes características (minúcias versus cristas), bem como o comportamento da fusão de três métodos em comparação com dois métodos, além de verificar a viabilidade da fusão quando um dos métodos isoladamente apresenta uma alta acurácia, como acontece com o *software* NBIS.

No entanto, conforme apresentado na seção 3.2, um dos fatores que impactam um sistema multibiométrico é o grau de dependência entre os métodos utilizados na fusão. Diante disso, visando identificar a viabilidade da estratégia de fusão definida, foi aplicada uma técnica para medir o grau de dependência entre os métodos a serem combinados.

As medidas escolhidas para calcular o grau de dependência entre os métodos foram a Q-Statistic e a Q-Average. A escolha dessas medidas foi baseada nas pesquisas realizadas por Kuncheva e Whitaker [8], que avaliaram dez técnicas estatísticas para medir a diversidade entre classificadores e recomendaram o uso da medida Q-Statistic e, quando mais de dois métodos são combinados, da medida Q-Average.

Pelo fato do grau de dependência dos métodos ter resultado em valores que indicaram que para todas as fusões pretendidas uma melhoria na acurácia poderia ser obtida, (atingindo, portanto, os objetivos do presente trabalho), as quatro fusões propostas foram realizadas.

### 5.2. Níveis e Técnicas de Fusão

Para que fosse possível avaliar o desempenho da fusão em diferentes níveis, foram utilizadas e implementadas as técnicas de fusão explicadas na seção 3.1.

### 5.3. Protocolo de Testes

Para avaliar o desempenho dos métodos baseados em minúcias e em cristas individualmente, bem como as técnicas de fusão implementadas, os experimentos foram conduzidos de acordo com o protocolo de teste FVC-2002 [3], a saber:

- **Reconhecimento Genuíno:** cada impressão digital foi testada com as impressões restantes do mesmo indivíduo, mas evitando casamentos simétricos;
- **Reconhecimento Impostor:** cada impressão digital de um indivíduo foi testada com a impressão digital de mesma ordem dos indivíduos restantes (por exemplo, a primeira impressão digital de cada usuário foi testada com a primeira impressão digital de todos os outros usuários)

#### 5.4. Medidas de Desempenho

As medidas de desempenho calculadas para cada método de reconhecimento de impressões digitais foram: (i) Taxa de Erro Igual (EER); (ii) Taxa de Recuperação Correta; e (iii) Taxa de Identificação.

A avaliação de desempenho das técnicas de fusão implementadas varia de acordo com o nível de fusão, pois, em cada nível, uma informação diferente é trabalhada. Para a fusão em nível de pontuação, o trabalho é realizado sobre as pontuações de casamento, e, portanto, foi utilizada a EER. Para a fusão em nível de classificação, a lista de classificação (*rank*) de cada imagem é utilizada, e por isso, foi utilizada a Taxa de Recuperação Correta. Para a fusão em nível de decisão, apenas a decisão final do sistema (identidade do indivíduo com maior pontuação de casamento) é considerada e, diante disso, a Taxa de Identificação foi utilizada.

#### 5.5. Abordagens Utilizadas

Durante a implementação das técnicas de fusão foi necessário estabelecer algumas abordagens para a seleção das imagens da fase treinamento e para o estabelecimento de pesos. Tais abordagens foram condensadas nessa subseção para possibilitar uma organização melhor do texto.

##### Estabelecimento de Pesos

A técnica de fusão Regressão Logística no nível de classificação e a técnica Soma com Pesos no nível de pontuação requerem que pesos sejam estabelecidos para os métodos utilizados na fusão. Para determinar esses pesos, duas abordagens foram utilizadas:

1. A abordagem proposta por Wang, Tan e Jain [16] que faz com que cada método receba um peso proporcional as suas taxas de erro FAR (*False Acceptance Error*) e FRR (*False Rejection Rate*).
2. A segunda abordagem utilizada consistiu no cálculo empírico dos pesos. Para isso, os pesos foram

variados e os resultados foram calculados seguindo as medidas de desempenho utilizadas em cada um dos níveis de fusão.

#### Seleção das Imagens de Treinamento

Para a técnica de fusão Decisão Bayesiana no nível decisão é necessário uma fase de treinamento para se calcular a matriz de confusão. Duas abordagens foram utilizadas para selecionar as imagens do conjunto de treinamento:

1. **Abordagem 1:** A base de dados foi dividida de tal forma que das 8 imagens de cada usuário, mais de 50% fizessem parte da etapa de treinamento (4, 5, 6 e 7 imagens). Para isso, foram gerados randomicamente 10 conjuntos de treinamento para cada pacote de imagens. Os resultados de todos os conjuntos da mesma quantidade de imagens (por exemplo, os 10 conjuntos de 4 imagens por usuário) foram calculados e depois se obteve a média.
2. **Abordagem 2:** Semelhante à abordagem anterior, foram utilizados conjuntos de treinamento de 4 a 7 imagens por usuário com a diferença que nem todas as imagens foram escolhidas randomicamente, 4 imagens foram fixadas para cada usuário por representarem mais completamente a variabilidade intraclasse de cada usuário.

### 6. Resultados Experimentais

Esta seção apresenta os resultados obtidos individualmente pelos métodos utilizados bem como os melhores resultados obtidos pelas técnicas de fusão realizadas.

#### 6.1. Resultados Obtidos pelos Métodos de Reconhecimento de Impressões Digitais

A Tabela 1 apresenta os resultados obtidos pelos métodos de reconhecimento de impressões digitais utilizados nas fusões.

É possível observar que para o método baseado em cristas é necessário recuperar 13 imagens do banco de dados para garantir uma recuperação correta (uma imagem do mesmo indivíduo) para 100% do banco de dados (*rank* 13). Para o método baseado em minúcias do método de Jain, é necessário recuperar 8 imagens (*rank* 8) e para o método baseado em minúcias do *software* NBIS, recuperando 1 imagem foi garantido para 100% das imagens do banco um casamento genuíno (*rank* 1).

Além disso, quando um sistema biométrico retorna a imagem de *template* mais similar a uma dada imagem de consulta e essa imagem de *template* é uma imagem do mesmo usuário, significa que a identificação foi bem sucedida. A taxa de identificação geral de cada método foi obtida calculando a porcentagem das imagens pertencentes ao *rank 1*, ou seja, a porcentagem de imagens que entre todos os casamentos genuínos e impostores possíveis, um casamento genuíno obteve maior pontuação.

Os resultados obtidos mostram que o método do *software* NBIS apresenta acurácia máxima tanto para a Taxa de Recuperação Correta quanto para a Taxa de Identificação na base de dados utilizada e, portanto, a fusão no nível de classificação e a fusão no nível de decisão que são avaliadas por essas duas medidas não são necessárias para este método.

Tabela 1: Resultados obtidos por cada um dos métodos.

Métodos	Medidas de Desempenho		
	EER	Recuperação Correta 100 % Casamento Genuíno	Taxa de Identificação
Método Baseado em Cristas	8,27%	Rank 13	98,75%
Método Baseado em Minúcias (Jain)	4,09%	Rank 8	99,25%
Método Baseado em Minúcias ( <i>software</i> NBIS)	3,08%	Rank 1	100%

## 6.2. Resultados da Fusão

Esta seção apresenta os melhores resultados obtidos pelos níveis e técnicas de fusão aplicadas.

### 6.2.1. Nível de Classificação

Considerando as técnicas utilizadas, a técnica Classificação Mais alta alcançou o melhor resultado. Na análise pela Taxa de Recuperação Correta, com *rank 2*, pelo menos um casamento genuíno foi obtido para 100% das imagens. Isso representou um aumento de 75% na acurácia quando comparado ao método mais preciso. A Tabela 2 apresenta os resultados da fusão no nível de classificação e a Figura 6 apresenta uma representação gráfica da técnica que obteve melhor resultado.

### 6.2.2. Nível de Decisão

A técnica Decisão Bayesiana foi aplicada utilizando duas abordagens para a escolha das imagens da fase de

treinamento. A Taxa de Identificação da segunda abordagem apresentou uma melhoria na acurácia passando de 99,25% para 99,75%. A primeira abordagem, no entanto, apresentou uma queda de acurácia em todos os conjuntos de imagens. O gráfico da Figura 7 apresenta os resultados obtidos comparados entre si.

Tabela 2: Resultados da fusão no nível de classificação.

Nível de Classificação	Rank	% Melhoria
Classificação Mais Alta	2	75
Contador de Borda	4	50
Regressão Logística - Abordagem 1 para estabelecimento de pesos	6	25
Regressão Logística - Abordagem 2 para estabelecimento de pesos	4	50

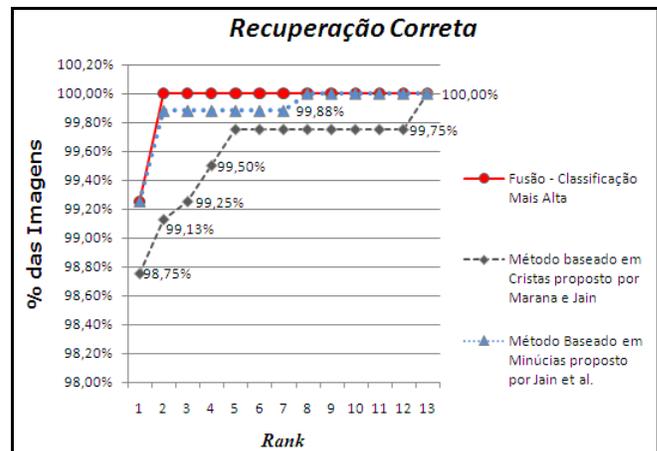


Figura 6: Taxa de recuperação correta obtida pela técnica classificação mais alta na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [6].

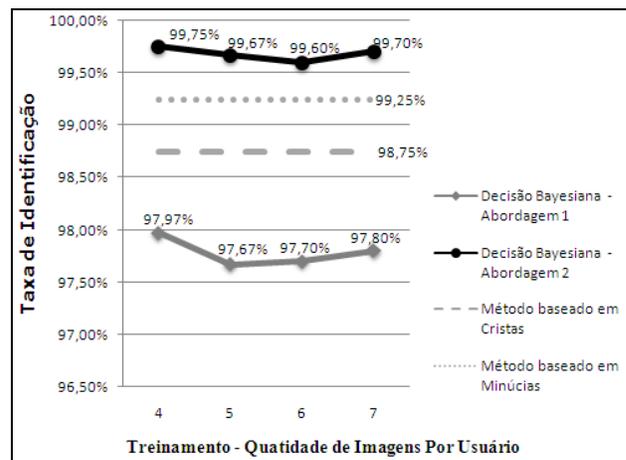


Figura 7: Taxa de identificação obtida pela técnica de fusão decisão bayesiana na fusão do método baseado em cristas com o método baseado em minúcias proposto por Jain et al. [6].

### 6.2.3. Nível de Pontuação

O nível de pontuação foi utilizado nas quatro fusões realizadas e explicadas na seção 5.1. Sendo que para todas as fusões, a técnica de normalização de melhor desempenho foi a Estimadores Tanh e a melhor técnica de fusão variou entre o Produto e a Soma com Pesos. A porcentagem de melhoria média na Taxa de Erro Igual foi de mais de 32%, sendo que a melhoria mais significativa chegou aos 42,53%. A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos pelas quatro fusões realizadas no nível de pontuação bem como a melhor técnica de normalização e de fusão de cada uma delas. Na Figura 8 é possível observar o comportamento da fusão em nível de pontuação para a fusão que obteve a maior porcentagem de melhoria na acurácia.

Tabela 3: Resultados da fusão no nível de pontuação.

Nível de Pontuação	Fusão 1	Fusão 2	Fusão 3	Fusão 4
<b>Melhor Técnica de Normalização</b>	Estimadores Tanh	Estimadores Tanh	Estimadores Tanh	Estimadores Tanh
<b>Melhor Técnica de Fusão</b>	Produto	Soma com Pesos	Soma com Pesos	Produto
<b>Resultado Obtido</b>	EER De: 4,09 Para: 2,79	EER De: 3,08 Para: 2,36	EER De: 3,08 Para: 1,77	EER De: 3,08 Para: 2,13
<b>% de Melhoria</b>	31,78%	23,38%	42, 53%	30,84%

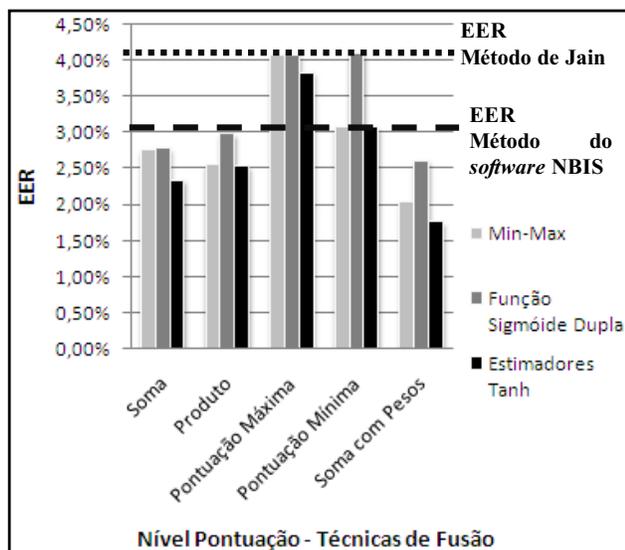


Figura 8: EER obtidas pelas técnicas de fusão em nível de pontuação na fusão do método proposto por Jain et al. [6] com o método do *software* NBIS [12].

## 7. Conclusões

Os indícios obtidos pelas medidas *Q-Statistic* e *Q-Average* de que as estratégias de fusão definidas no presente trabalho poderiam obter um ganho de desempenho, foram comprovados na prática em todas as fusões propostas e em todos os níveis de fusão.

Neste contexto, algumas conclusões importantes puderam ser obtidas dentro de cada nível de fusão:

- i. Fusão no Nível de Classificação
  - o A técnica de fusão Classificação mais Alta é a mais indicada quando os métodos apresentam diferentes níveis de acurácia por ser capaz de fazer uso eficiente dos pontos fortes de cada método;
  - o As técnicas Contador de Borda e Regressão Logística não são recomendadas quando os métodos têm uma diferença de acurácia significativa, por representam uma medida do grau de concordância entre os diferentes métodos, sendo dependente do desempenho de ambos.
- ii. Técnica de Fusão Decisão Bayesiana no Nível de Decisão
  - o A escolha das imagens que farão parte da fase de treinamento é crucial. Isso se torna ainda mais crítico quando apenas um número limitado de imagens por usuário está disponível;
  - o Quando a fase de treinamento é realizada de forma a representar a variabilidade intraclasse de cada usuário, essa técnica de fusão pode obter uma melhoria significativa na acurácia.
- iii. Fusão no Nível de Pontuação
  - o A técnica de normalização é um ponto importante a ser considerado. A técnica de normalização Estimadores Tanh é mais indicada quando comparada às técnicas Min-Max e Função Sigmóide Dupla;
  - o As técnicas de fusão Produto e Soma com Pesos são as mais indicadas para as fusões no nível de pontuação. Em todas as fusões a técnica Soma e Produto apresentaram melhoria na acurácia, sendo que, na média geral, a Soma obteve 30% de melhoria e o Produto 20%.

Pode-se observar, no entanto, que a fusão dos dois métodos baseados em minúcias propiciou para a base de dados utilizada (DB1A-FVC2002) uma melhoria mais representativa na acurácia em relação às fusões que utilizaram o método baseado em cristas. Acreditamos que para uma base de dados obtida com

pequenos sensores, cada vez mais comuns principalmente nos dispositivos móveis, a quantidade reduzida de minúcias pode comprometer o desempenho de métodos baseados apenas em pontos de minúcias e favorecer o desempenho do método baseado em cristas.

Ao analisar as taxas de melhoria na acurácia mais significativas (75% de melhoria obtida pela fusão em nível de classificação, 0,50% de melhoria obtida pela fusão em nível de decisão fazendo que a taxa de identificação alcançasse o patamar de 99,75%, 42,53% de melhoria obtida pela fusão em nível de pontuação), pode-se concluir que esse aumento na acurácia dificilmente seria possível de se obter utilizando uma única forma de representação, um único algoritmo de extração de características e um único algoritmo de casamento.

Esses resultados evidenciam que a fusão é capaz de explorar os diferentes pontos fortes e contornar as diferentes limitações de cada método e apresentar um ganho significativo na acurácia.

## Referências

- [1] CAPPELLI, R.; MAIO, D.; MALTONI, D. **Combining Fingerprint classifiers**. Proceedings of First International Workshop on Multiple Classifier Systems, p. 351-361, 2000.
- [2] FOLHA ON-LINE. **Eleitores serão identificados pelas impressões digitais em 2008**. Outubro de 2007. Disponível em <<http://www1.folha.uol.com.br/folha/informatica/ult124u338365.shtml>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [3] **FVC 2002 – Fingerprint Verification Competition**. Disponível em: <<http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/databases.asp>>. Acesso em: 18 de Janeiro de 2008.
- [4] HAMPEL, F.R.; ROUSSEEUW, P.J.; RONCHETTI, E.M.; STAHEL, W.A. **Robust Statistics: The Approach Based on Influence Functions**. Wiley, Nova York, 1986, 536 p.
- [5] HO, T. K.; HULL, J. J.; SRIHARI, S. N. **Decision Combination in Multiple Classifier Systems**. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. v. 16, n. 1, p.66-75, 1994.
- [6] JAIN, A.K.; HONG, L.; PANKANTI, S; BOLLE, R. **An Identity-Authentication System Using Fingerprints**. Proceedings of IEEE, v. 85, n. 9, p. 1365-1388, 1997.
- [7] JAIN, A.; PANKANTI, S.; PRABHAKAR, S.; HONG, L.; ROSS, A.; WAYMAN, J. **Biometrics: A Grand Challenge**. Disponível em: <[http://biometrics.cse.msu.edu/Presentations/Jainetal\\_BiometricsGrandChallenge\\_ICPR04.pdf](http://biometrics.cse.msu.edu/Presentations/Jainetal_BiometricsGrandChallenge_ICPR04.pdf)>. Acesso em: 27 de abril de 2008
- [8] KUNCHEVA, L.; WHITAKER, C. **Measures of Diversity in Classifier Ensembles and Their Relationship with the Ensemble Accuracy**. Machine Learning, v. 51, p. 181-207, 2003.
- [9] MALTONI, D.; MAIO, D.; JAIN, A. K.; PRABHAKAR, S. **Handbook of Fingerprint Recognition**. Usa, Springer, 2003.
- [10] MARANA, A. N.; JAIN, A. K. **Ridge-Based Fingerprint Matching Using Hough Transform**. IEEE Proceedings of the Sibgrapi, Natal, Brasil, p. 112-119, 2005.
- [11] NANDAKUMAR, K. **Multibiometric Systems: Fusion Strategies and Template Security**. 2008, 249 p., Dissertação (Doutor em Filosofia), Universidade Estadual de Michigan, Departamento de Ciência da Computação e Engenharia.
- [12] **NBIS - Nist Biometric Image Software**. Disponível em: <<http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/nigos/nbis.html>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [13] PASQUALI, L.; ARAÚJO, M. E. C. **Histórico dos processos de identificação**. Disponível em: <<http://papiloscopistas.org/historico.doc>>. Acesso em: 04 de Fevereiro de 2007.
- [14] ROSS, A.; NANDAKUMAR, K.; JAIN, A.K. **Handbook of Multibiometrics**. USA, Springer, 2006.
- [15] SPOSITO, R. **A biometria dá um gás na segurança das empresas de qualquer tamanho**. Info SMB, 2006. Disponível em: <<http://info.abril.com.br/infosmb/edicoes/001/18-3.sh>>. Acesso em: 27 de abril de 2008.
- [16] WANG, Y.; TAN, T.; JAIN, A. K. **Combining Face and Iris Biometrics for Identity Verification**. Proc. AVBPA, 2003.
- [17] WATSON, C.; GARRIS, M.; TABASSI, E.; WILSON, C. L.; MCCABE, R. M.; JANET, S.; KO, K. **User’s guide to NIST Biometric Image Software (NBIS)**. National Institute of Standards and Technology, Outubro de 2004.
- [18] XU, L.; KRZYSAK, A.; SUEN, C. Y. **Methods of Combining Multiple Classifiers and their Applications to Handwriting Recognition**. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, v. 22, n. 3, p. 418-435, 1992.