

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
“Júlio de Mesquita Filho”
Pós-Graduação em Ciência da Computação

Juan Rogelio Falguera

Reconhecimento Semi-Automático de Sinus Frontais para
Identificação Humana Forense Baseado na Transformada
Imagem-Floresta e no Contexto da Forma

UNESP

2008

Juan Rogelio Falguera

Reconhecimento Semi-Automático de Sinus Frontais para
Identificação Humana Forense Baseado na Transformada
Imagem-Floresta e no Contexto da Forma

Orientador: Aparecido Nilceu Marana

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, área de Processamento de Imagens e Visão Computacional, junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de São José do Rio Preto.

UNESP

2008

JUAN ROGELIO FALGUERA

Reconhecimento Semi-Automático de Sinus Frontais para Identificação Humana Forense
Baseado na Transformada Imagem-Floresta e no Contexto da Forma

Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação, área de Processamento de Imagens e Visão Computacional, junto ao Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação do Instituto de Biociências, Letras e Ciências Exatas, da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Campus de São José do Rio Preto.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Aparecido Nilceu Marana
Professor Doutor
UNESP – Bauru
Orientador

Prof. Dr. Adilson Gonzaga
Professor Doutor
Universidade de São Paulo – USP - São Carlos

Prof. Dr. Humberto Ferasoli Filho
Professor Doutor
UNESP – Bauru

Bauru, 23 de Junho de 2008

Dedico este trabalho:
aos meus pais, Leci e Juan;
à minha companheira, Fernanda.

Agradecimentos

Este trabalho é fruto de muita dedicação e apoio de muitas pessoas.

Gostaria de agradecer de todo o coração...

...a Deus, pois, sem sua ajuda, nada teria sido possível;

...à minha família, pela compreensão e pelo apoio;

...à Dra. Flávia Casedei, do Hospital Estadual de Bauru, pelos valiosos ensinamentos,
essenciais nas pesquisas;

...à Dra. Sharon Brooks, ao Dr. James McNamara e à Universidade de Michigan, por terem
permitido o acesso às radiografias do Denver Growth Study;

...ao Prof. Nilceu, por aceitar a orientação deste trabalho e conduzir seu
desenvolvimento, com muita sabedoria e paciência.

“Para chegar à realidade, uma idéia começa por se apoderar
de espíritos fervorosos e escraviza-os; a partir desse
momento, eles pertencem-lhe e não vêm diante de si senão o
objetivo a atingir.

Por vezes, esse objetivo parece inatingível: quanto mais nos
adiantamos, mais ele nos parece distante.

Mas que importa?

Os escravos de uma idéia são incapazes de desanimar.”

(Marie Curie)

Sumário

1. Introdução	1
1.1 Objetivos	1
1.2 Justificativas	2
1.3 Estrutura da Dissertação	3
2. Biometria	5
2.1 Definição de Biometria	5
2.2 Sistemas Biométricos	5
2.2.1 Características de Sistemas Biométricos	6
2.2.2 Limitações e Propriedades de Sistemas Biométricos	7
2.2.3 Avaliação de Desempenho de Sistemas Biométricos	8
2.3 Sistemas Biométricos Forenses, Cíveis e de Alta Segurança.....	13
2.3.1 Desempenho	14
2.3.2 Aceitabilidade	16
2.4 Considerações Finais	16
3. Sinus Frontais.....	17
3.1 Características Anatômicas dos Sinus Frontais	17
3.2 Reconhecimento de Sinus Frontais	21
3.2.1 Desafios no Reconhecimento de Sinus Frontais	22
3.3 Trabalhos Prévios sobre Reconhecimento de Sinus Frontais	27
3.3.1 Método de Ribeiro	27

3.3.2	Método de Marana.....	29
3.3.3	Método de Pastore e Moler.....	30
3.4	Considerações Finais.....	33
4.	<i>Segmentação de Imagens Digitais</i>	34
4.1	Introdução à Segmentação de Imagens Digitais.....	34
4.1.1	Detecção de Descontinuidades	35
4.1.2	Ligação de Bordas e Detecção de Fronteiras	36
4.1.3	Limiarização	36
4.1.4	Segmentação Orientada a Regiões.....	37
4.1.5	Segmentação Baseada em Movimento	37
4.2	Segmentação por Watershed	38
4.2.1	Algoritmo de Segmentação por Watershed	42
4.3	Transformada Imagem-Floresta Diferencial (DIFT).....	44
4.3.1	Algoritmo de Segmentação por DIFT.....	46
4.4	Avaliação de Métodos de Segmentação.....	50
4.5	Considerações Finais.....	51
5.	<i>Análise de Formas</i>	52
5.1	Introdução à Análise de Formas	52
5.2	Método Baseado no Contexto da Forma (<i>Shape Context</i>)	53
5.2.1	Casamento entre Sinus Frontais Considerando o Contexto da Forma	56
5.3	Método Baseado nas Estatísticas dos Ângulos de Raios (BAS)	56
5.3.1	Casamento entre Sinus Frontais Considerando o Método BAS.....	60
5.4	Avaliação de Métodos para Análise de Formas	60
5.5	Considerações Finais.....	61

6. Material e Métodos	62
6.1 Material	62
6.1.1 Banco de Imagens.....	62
6.1.2 Ground Truth	64
6.1.3 Softwares e Hardware.....	64
6.2 Método Proposto	65
6.2.1 Fase de Registro.....	65
6.2.2 Fase de Reconhecimento	67
6.2.3 Avaliação de Desempenho do Método Proposto	69
7. Resultados Experimentais	73
7.1 Segmentação de Sinus Frontais.....	73
7.1.1 Transformada Imagem-Floresta Diferencial (DIFT)	73
7.1.2 Watershed	75
7.2 Reconhecimento de Sinus Frontais	78
8. Discussão e Conclusões.....	81
8.1 Utilização dos Sinus Frontais como Característica Biométrica.....	81
8.2 Trabalhos Anteriores sobre Identificação Humana Baseada em Sinus Frontais	82
8.3 Análise dos Resultados dos Experimentos	83
8.3.1 Segmentação de Sinus Frontais	83
8.3.2 Extração de Características de Sinus Frontais	84
8.3.3 Reconhecimento de Sinus Frontais	85
9. Trabalhos Futuros	87
Referências Bibliográficas.....	88
APÊNDICE A - Trabalhos correlatos publicados	92

Lista de Figuras

Figura 1. Diagrama dos componentes de um sistema biométrico	7
Figura 2. Distribuição dos escores dos casamentos genuínos e impostores e representação gráfica das taxas de falsa rejeição e falsa aceitação	9
Figura 3. Curva ROC genérica.	10
Figura 4. Curvas ROC para dois sistemas biométricos fictícios, onde a área sob a curva (b) é o dobro da área sob curva (a).	11
Figura 5. Curva ROC para fins de comparação entre os três grupos de sistemas biométricos. Aplicações forenses e aplicações de alta segurança têm níveis de exigência opostos quanto às taxas de falsa rejeição e falsa aceitação, respectivamente, enquanto que aplicações civis tendem a manter um equilíbrio entre as duas taxas	15
Figura 6. Radiografia anteroposterior (a) e em perfil (b) de um indivíduo, com os sinus frontais no destaque.	17
Figura 7. Imagens de radiografias anteroposteriores de sinus frontais de quatro indivíduos, onde é possível observar as diferenças entre seus formatos.	19
Figura 8. Representação das principais etapas do reconhecimento de sinus frontais.	21
Figura 9. Sinus frontais, crista gali, crista frontal interna e paredes superiores das órbitas oculares em destaque entre outras estruturas do crânio	23
Figura 10. Região de interesse ampliada da radiografia apresentada na Figura 9, com algumas estruturas do crânio em destaque e com suas bordas demarcadas.	24
Figura 11. Radiografia AP na qual é possível observar uma interferência causada pelo suporte do aparelho de raios-X, criando na imagem uma faixa vertical que se sobrepõe aos sinus frontais, dificultando a definição de uma parte da borda superior.	25

Figura 12. Imagem na qual não é possível observar parte da borda do sinus frontal devido a um clareamento na sua área interna, causado por excesso de secreção	26
Figura 13. As cinco retas e as quatro medidas principais do método manual de Ribeiro	28
Figura 14. Borda de um sinus frontal desenhada manualmente por meio de ferramenta do software ImageJ e suas medidas automaticamente calculadas.	30
Figura 15. Imagem da radiografia dos sinus frontais de um indivíduo (à esquerda) e seus contornos obtidos por meio do cálculo do gradiente morfológico (à direita)	31
Figura 16. Segmentação de objetos na imagem (a) por meio do cálculo de seu gradiente (b), realizado com o software Matlab.....	34
Figura 17. Linhas divisórias, mínimos e bacias de captação em um relevo topográfico	38
Figura 18. Imagem monocromática (à esquerda) e sua representação topográfica (à direita) .	38
Figura 19. Watershed: abordagem de chuva	39
Figura 20. Distância geodésica entre dois pontos $p1$ e $p2$, pertencentes ao conjunto A	40
Figura 21. Perfil do processo de inundação de bacias de captação	40
Figura 22. SKIZ formado pelas zonas de influência Y dentro do conjunto A	41
Figura 23. (a) Imagem de sinus frontal; (b) Imagem (a) após o pré-processamento por um filtro passa-baixa gaussiano.....	43
Figura 24. (a) Imagem de um sinus frontal obtida de uma radiografia AP; (b) Segmentação manual do sinus frontal apresentado em (a); (c), (d), (e) e (f) Segmentações por <i>Watershed</i> da imagem (a), pré-processada com filtros passa-baixa em diferentes frequências de corte.	44
Figura 25. Grafo de uma imagem 2D em tons de cinza com vizinhança 4	45
Figura 26. Floresta de caminhos de custo mínimo para o grafo da Figura 25	46
Figura 27. Fila de prioridades Q e mapas de custo, de raízes e de predecessores após algumas iterações do algoritmo DIFT para o grafo da Figura 25.	48
Figura 28. Mapa de raízes obtido após todas as iterações do algoritmo DIFT para o grafo da Figura 25.....	49

Figura 29. (a) Imagem de um sinus frontal obtida de uma radiografia AP; (b) Segmentação manual do sinus frontal apresentado em (a); (c) Segmentação semi-automática do sinus frontal apresentado em (a), utilizando o algoritmo DIFT (18 sementes externas e 16 internas).	49
Figura 30. Diagrama do histograma polar-logarítmico utilizado para computar o contexto da forma.....	53
Figura 31. (a) Ilustração do cálculo do histograma polar-logarítmico de um dos pontos da borda de um sinus frontal; (b) Histograma computado para o ponto da borda selecionado em (a).....	54
Figura 32. Comparação entre histogramas de três pontos distintos de duas bordas obtidas dos sinus frontais do mesmo indivíduo.....	55
Figura 33. (a) Raios lançados do ponto $P(i)$. (b) Sistema de vizinhança do ponto $P(i)$	57
Figura 34. Ângulo entre os raios na vizinhança de ordem 4 para o ponto $P(i)$	58
Figura 35. Bordas de três sinus frontais (à esquerda) e seus dois primeiros momentos em azul e vermelho, respectivamente (à direita). As duas primeiras bordas pertencem ao mesmo indivíduo, obtidas em instantes diferentes, e a última pertence a um segundo indivíduo.....	59
Figura 36. Imagens de sinus frontais obtidas dos arquivos de radiografias do Denver Growth Study, da Faculdade de Odontologia da Universidade de Michigan.....	63
Figura 37. Imagem original de um sinus frontal (à esquerda), sua borda desenhada sobre uma camada superior sobreposta à imagem original (ao centro) e sua borda extraída (à direita). ..	64
Figura 38. Fase de registro de um sistema biométrico baseado no método proposto.	66
Figura 39. Fase de reconhecimento para o método proposto.	68
Figura 40. Interface gráfica do software Mflow, utilizado para a segmentação dos sinus frontais por meio do método DIFT.....	71
Figura 41. Esquema geral dos nove experimentos realizados para a avaliação do desempenho do método proposto para reconhecimento dos sinus frontais.....	72

Figura 42. Segmentações dos sinus frontais apresentados na Figura 7, utilizando o método manual (à esquerda) e por DIFT (à direita). Os pontos pretos e brancos representam, respectivamente, as sementes internas e externas definidas pelo usuário.	74
Figura 43. Imagens de 2 sinus frontais (a) e (b) e suas respectivas segmentações por <i>Watershed</i> para frequências incrementais de corte do filtro passa-baixa (c), (d), (e), (f), (g) e (h).	77
Figura 44. Curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre descritores das bordas de sinus frontais segmentadas manualmente.....	79
Figura 45. Curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre descritores das bordas de sinus frontais segmentadas pelo método DIFT.	80
Figura 46. Curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre descritores das bordas de sinus frontais segmentadas manualmente versus os descritores das bordas segmentadas pelo método DIFT.	80

Lista de Tabelas

Tabela 1. Exemplo do cálculo dos graus de similaridade entre *templates* em um banco de dados com 10 *templates* de 5 indivíduos (dois *templates* para cada indivíduo). Em destaque, o maior grau de similaridade para cada *template* da linha em relação ao *template* da coluna. ... 12

Tabela 2: Fatores de forma 32

Tabela 3. Resultados dos experimentos realizados para avaliar os métodos de reconhecimento de sinus frontais. Em destaque, os resultados obtidos pelo método proposto no presente trabalho. 78

Resumo

Diversos métodos biométricos baseados em características físicas do corpo humano como impressão digital, face, íris e retina têm sido propostos para identificação humana. No entanto, para a identificação post-mortem, tais características biométricas podem não estar disponíveis. Nestes casos, partes do esqueleto do corpo humano podem ser utilizadas para identificação, tais como dentes, tórax, vértebras, ombros e os sinus frontais. Investigações anteriores mostraram, por meio de técnicas manuais para extração de características, que os padrões dos sinus frontais são altamente variáveis entre indivíduos distintos e únicos para cada indivíduo. Esta dissertação de mestrado tem por objetivo propor um método computacional para o reconhecimento de sinus frontais para identificação humana post-mortem em aplicações forenses. Para tanto, foram avaliados métodos de segmentação de imagens de radiografias anteroposteriores de sinus frontais. O método baseado na Transformada Imagem-Floresta demonstrou ser eficiente para segmentação dos sinus frontais das imagens de radiografias, exigindo mínima intervenção humana. Foram também investigadas e implementadas técnicas para extração de descritores geométricos e descritores baseados nas formas dos sinus frontais. Experimentos realizados em um banco de imagens contendo 90 radiografias anteroposteriores de 29 indivíduos mostraram que a técnica de extração de características baseada nos descritores de contexto da forma foi a mais eficaz, propiciando taxas de erro igual (EER) e de recuperações corretas (CRR) de 3,73% e 95,5%, respectivamente. Os resultados obtidos nos experimentos corroboram os encontrados na literatura sobre a individualidade dos sinus frontais e sua viabilidade em termos de precisão e usabilidade para a identificação humana post-mortem.

Palavras-chave: Biometria, identificação humana forense, sinus frontais, contexto da forma, transformada imagem-floresta.

Abstract

Several methods based on Biometrics such as fingerprint, face, iris, and retina have been proposed for person identification. However, for postmortem identification such biometric measurements may not be available. In such cases, parts of the human skeleton can be used for identification, such as teeth, thorax, vertebrae, shoulders, and frontal sinus. Previous investigations showed, by means of manual features extraction techniques, that frontal sinus patterns are highly variable for distinctive individuals and unique for each one. The objective of this master thesis is to propose a computational method for frontal sinus recognition for postmortem human identification in forensic applications. In order to achieve this, methods for frontal sinus segmentation from anteroposterior radiographs were evaluated. The method based on Image-Foresting Transform has shown itself efficient in frontal sinus segmentation from radiograph images, demanding minimal human intervention. After the segmentation, techniques for extracting frontal sinus geometrical and shape-based descriptors were investigated and implemented. Experiments over a database containing 90 anteroposterior radiograph images from 29 individuals have shown that the features extraction techniques based on shape context descriptors were the most efficient, providing equal error (EER) and correct retrievals (CRR) rates of 3.73% and 95,5%, respectively. The results obtained in our experiments confirm the outcomes described in literature about the individuality of the frontal sinus and its feasibility in terms of precision and usability for postmortem human identification.

Keywords: Biometrics, forensics human identification, frontal sinus, shape context, image-foresting transform.

1. Introdução

A identificação biométrica de indivíduos refere-se ao uso de atributos físicos ou comportamentais (impressões digitais, face, íris, sinus frontais, assinatura, voz, etc.) para estabelecer suas identidades. Para que um atributo humano seja utilizado como um identificador biométrico, ele deve satisfazer alguns requisitos como: universalidade, unicidade, permanência, aceitabilidade, entre outros [18].

No caso de identificação de cadáveres há a possibilidade desses atributos físicos não estarem disponíveis. Neste caso, partes do esqueleto do corpo humano tais como: dentes, tórax, vértebras, ombros e os sinus frontais podem ser utilizadas.

Os sinus frontais, também conhecidos como seios frontais da face, são cavidades loculadas e irregulares localizadas no osso frontal do crânio e que se comunicam com a fossa nasal através do *infundibulum* [8,36].

Diversas investigações realizadas anteriormente mostram que os padrões dos sinus frontais são altamente variáveis entre indivíduos e únicos para cada indivíduo [8,19,36,37], sendo, portanto, uma característica física que pode ser utilizada em sistemas biométricos forenses.

1.1 Objetivos

O objetivo dessa dissertação de mestrado é propor, implementar e avaliar um método para automatização do reconhecimento de sinus frontais para identificação humana, de modo que sistemas biométricos forenses baseados neste método sejam viáveis em termos de precisão e usabilidade.

Como objetivos específicos, propõe-se a:

1. Avaliar o método de segmentação de imagens baseado na Transformada Imagem-Floresta Diferencial [14] para a segmentação de sinus frontais,

comparando os resultados obtidos com outros métodos reconhecidamente eficazes na segmentação de imagens médicas.

2. Implementar o método de extração de características baseado no Contexto da Forma (*Shape Context*) [3] e avaliar sua eficácia em comparação com outros métodos de análise de formas.
3. Avaliar o desempenho do método proposto e analisar a precisão e a usabilidade dos sinus frontais como característica biométrica.

1.2 Justificativas

Mais do que uma necessidade, a identificação post-mortem de pessoas é uma obrigação legal para a resolução de diversas questões como herança e sucessão de propriedade, cobrança de apólices de seguro e pensões, reparações e indenizações em casos de acidentes, entre outras. Além disso, a identificação rápida e precisa de um indivíduo é também uma questão humanitária, uma vez que pode abreviar o sofrimento de sua família em caso de desaparecimento ou de acidentes envolvendo dezenas ou centenas de pessoas.

Os sistemas biométricos computacionais podem ser importantes aliados no processo de identificação post-mortem de indivíduos, acelerando e facilitando o trabalho dos peritos forenses. No entanto, a Biometria aplicada à medicina legal pode apresentar sérias limitações, principalmente no que diz respeito à indisponibilidade de certas características físicas, devido ao estado de conservação precário do corpo do indivíduo que se deseja identificar.

Neste contexto, o sinus frontal é um excelente candidato à característica física a ser utilizada em sistemas biométricos para a identificação de cadáveres [8,19,36,37], não só por sua unicidade e permanência, mas também por estar localizado em uma parte da estrutura óssea muito resistente (osso frontal do crânio).

Em comparação com outras características físicas geralmente utilizadas na medicina legal, os sinus frontais podem apresentar algumas vantagens. Com relação à identificação de indivíduos baseada no formato e disposição dos dentes, muito utilizada pela medicina forense, os sinus frontais podem apresentar certa vantagem quanto à característica de permanência,

uma vez que seu formato se estabiliza em torno dos 20 anos de vida do indivíduo e permanece inalterado, a não ser em casos de acidentes que ocasionem traumas no osso frontal do crânio ou em caso de algumas doenças que possam alterar seu formato. No caso do formato e disposição dos dentes, estes estão mais sujeitos a alterações durante a vida do indivíduo, devido a doenças, extrações dentárias, restaurações odontológicas, tratamentos ortodônticos e traumas, que podem dificultar a identificação do indivíduo ao se comparar radiografias post-mortem com radiografias antemortem.

Os sinus frontais podem ser também uma ótima alternativa aos exames de DNA, uma vez que este, apesar de ser extremamente preciso, pode ser demorado, altamente custoso e estar sujeito à contaminação.

No entanto, apesar da literatura registrar diversos casos de identificação positiva de pessoas por meio dos sinus frontais [19,32,37], são raros os métodos para o reconhecimento destes que utilizam recursos computacionais para a automatização ou facilitação dos processos, o que se configura em importante justificativa para os esforços empreendidos neste trabalho.

1.3 Estrutura da Dissertação

Esta dissertação desenvolve-se ao longo de nove capítulos. Nesta seção, ao apresentar a organização da dissertação, pretende-se orientar o leitor sobre as linhas seguidas ao longo do seu desenvolvimento.

Após a presente introdução, no Capítulo 2, é apresentada uma breve introdução à Biometria, descrevendo-se em detalhes os seus principais conceitos e as características, as limitações e os métodos de avaliação de desempenho dos sistemas biométricos. Também são descritas as peculiaridades dos sistemas biométricos forenses, uma vez que este trabalho está relacionado a esta subárea da Biometria.

No Capítulo 3, os sinus frontais são descritos detalhadamente em suas características anatômicas, além da exposição das etapas que compõem um sistema de reconhecimento de sinus frontais. Também estão descritas as dificuldades encontradas no processo de segmentação dos sinus frontais devido a ruídos presentes nas radiografias. Por fim, alguns

exemplos de métodos manuais e computacionais encontrados na literatura são apresentados com observações sobre seus prós e contras realizadas pelo autor desta dissertação.

No Capítulo 4 é apresentada uma revisão da literatura sobre segmentação de imagens, etapa crucial no reconhecimento de sinus frontais. Nele estão descritos dois métodos computacionais encontrados na literatura que foram avaliados nesta dissertação e cujos resultados desta avaliação encontram-se no Capítulo 7.

No Capítulo 5 encontra-se a revisão da literatura sobre a análise de formas, outra etapa essencial do reconhecimento de sinus frontais. Estão descritos neste capítulo dois métodos para análise de formas encontrados na literatura que foram implementados e avaliados nesta dissertação.

No Capítulo 6 é apresentada uma descrição detalhada do material e do método proposto no presente trabalho para o reconhecimento semi-automático de sinus frontais e dos experimentos realizados para avaliar a metodologia proposta.

No Capítulo 7 são apresentados os resultados dos experimentos realizados para avaliar o método proposto no presente trabalho para o reconhecimento de sinus frontais.

No Capítulo 8 é apresentada uma discussão e as conclusões sobre os resultados obtidos e as observações realizadas durante todo o processo de pesquisa, implementação e avaliação do método proposto.

No Capítulo 9 são descritos os possíveis trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos a partir de melhorias ou pontos a serem aprofundados no método proposto no presente trabalho.

Por fim, no Apêndice A são apresentados os trabalhos correlatos na área de Biometria publicados pelo autor desta dissertação, durante a realização do presente trabalho.

2. Biometria

Este capítulo apresenta uma breve introdução à Biometria, bem como as características, propriedades e limitações dos sistemas biométricos.

2.1 Definição de Biometria

Reconhecimento biométrico ou simplesmente Biometria refere-se ao uso de características físicas (impressões digitais, face, íris, etc.) ou comportamentais (assinatura, voz, etc.) para estabelecer a identidade de uma pessoa [18].

Na sociedade moderna, uma grande variedade de situações que vão desde o acesso a locais de trabalho e a sistemas de informações, até a prevenção de atos terroristas, faz com que a identificação de pessoas de uma forma cada vez mais precisa e rápida seja uma necessidade. No caso da medicina legal ou ciência forense, mais do que desejável, a precisão do reconhecimento de indivíduos é essencial para a realização de seu propósito fundamental [18].

Os sistemas automáticos de reconhecimento biométrico vêm ao encontro desta necessidade, principalmente pelo fato de que os identificadores biométricos não podem ser perdidos, esquecidos, compartilhados ou roubados, como pode ocorrer facilmente com os métodos tradicionais de reconhecimento baseados em posse (cartões) e em conhecimento (senhas) [18].

2.2 Sistemas Biométricos

Os sistemas biométricos possuem características e propriedades e estão sujeitos à determinadas limitações, de maneira que o estudo destas permite uma análise qualitativa destes sistemas. Além disso, existem certas medidas de desempenho que permitem a comparação quantitativa entre sistemas totalmente distintos, principalmente em relação ao seu desempenho geral e suas taxas de erro.

As características, propriedades, limitações e métodos para avaliação do desempenho de sistemas biométricos são apresentados a seguir.

2.2.1 Características de Sistemas Biométricos

Um sistema automático de reconhecimento biométrico é composto de duas fases principais: **registro** e **reconhecimento** [18]. Na fase de registro, o sistema captura e converte a característica biométrica de um indivíduo para o formato digital a fim de armazená-la num banco de dados. A representação (em formato digital) de uma característica biométrica adquirida durante a etapa de registro é denominada “*template*”, por isso, comumente o banco de dados gerado na fase de registro é referido como banco de dados de *templates*. Já na fase de reconhecimento, o sistema novamente captura e converte a característica biométrica apresentada naquele instante também para o formato digital, e depois a compara com os *templates* previamente armazenados. A representação (em formato digital) de uma característica biométrica adquirida na fase de reconhecimento é denominada imagem de entrada (*input*) ou de consulta (*query*) [18].

A fase de reconhecimento de um sistema biométrico pode consistir em: (i) **verificação/autenticação**, que é a confirmação ou negação de uma identidade declarada pelo usuário; ou (ii) **identificação**, que significa o estabelecimento da identidade de uma pessoa a partir de um determinado conjunto de pessoas.

Após a entrada do dado biométrico, as características físicas ou comportamentais da pessoa são comparadas com os registros do banco de dados, até que seja encontrado um *template* semelhante, ou até esgotarem todos os registros do banco de dados, sendo, a pessoa, neste caso, declarada não identificada. A Figura 1 ilustra as duas fases de um sistema biométrico típico e seus principais componentes.

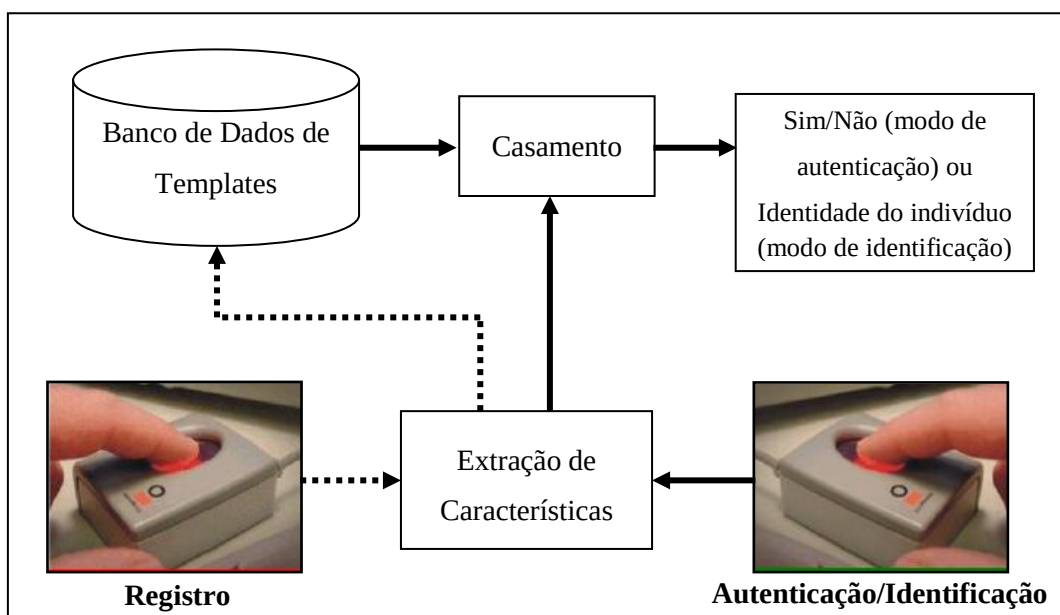


Figura 1. Diagrama dos componentes de um sistema biométrico [18].

2.2.2 Limitações e Propriedades de Sistemas Biométricos

De acordo com Ross et al. [34], as incontestáveis vantagens dos sistemas biométricos, como a melhoria na segurança, o aumento da conveniência para os usuários (que não precisam se lembrar de inúmeras senhas) e, principalmente, a impossibilidade de perder e transferir uma característica biométrica, podem causar a falsa idéia de que um sistema biométrico é totalmente seguro e a prova de falhas. No entanto, isso não é uma verdade. Um sistema biométrico tem várias limitações, dentre as quais são consideradas principais:

- **Variabilidade intraclasse:** refere-se às variações que podem ocorrer entre *templates* do mesmo indivíduo, obtidos em momentos distintos. Os fatores que provocam a variabilidade intraclasse geralmente são causados pelo indivíduo durante a sua interação com o sensor, como diferenças na posição, rotação, distorção da característica biométrica, ou devido a alterações na característica biométrica, como mudanças na geometria da mão, envelhecimento da face, entre outras alterações. Tal limitação contribui para que indivíduos genuínos sejam incorretamente rejeitados.

- **Similaridade interclasses:** refere-se às semelhanças entre *templates* de indivíduos distintos. A similaridade interclasses está ligada à unicidade da característica biométrica em uso, como no caso da face, por exemplo, à ocorrência de gêmeos na população. Em um banco de dados grande, a alta similaridade interclasses irá aumentar o número de indivíduos impostores aceitos.

Diante das limitações e particularidades das características biométricas, surge a dúvida sobre qual delas é a melhor e como se deve fazer para escolher uma em detrimento das outras. Para responder a esta dúvida é importante conhecer as principais propriedades de uma característica biométrica: **(i) universalidade:** toda pessoa deve ter a característica; **(ii) unicidade:** a característica deve ser única para cada pessoa; **(iii) permanência:** a característica não deve mudar com o passar do tempo; **(iv) coletabilidade:** a característica deve poder ser medida quantitativamente; **(v) desempenho:** a característica deve propiciar uma identificação precisa, em tempo hábil e utilizar poucos recursos; **(vi) aceitabilidade:** sistemas biométricos que utilizam a característica devem ser aceitos facilmente pelas pessoas; **(vii) circunvenção:** a característica biométrica deve dificultar ao máximo a possibilidade de fraudes [18].

Ao projetar⁶ um sistema biométrico é necessário identificar quais propriedades são importantes para a aplicação em questão. A face, por exemplo, tem uma alta universalidade, porém uma baixa unicidade e uma baixa circunvenção. Por outro lado, a íris tem uma alta unicidade e uma alta circunvenção, porém uma aceitabilidade menor. A impressão digital, por sua vez, tem uma alta unicidade, porém sua aceitabilidade e circunvenção são medianas. É preciso, portanto, encontrar o melhor compromisso entre uma característica biométrica e a aplicação em questão, pois nenhuma característica biométrica pode ser considerada ótima [34].

2.2.3 Avaliação de Desempenho de Sistemas Biométricos

Erros são componentes inerentes aos estágios de um sistema biométrico. É possível representar estes erros de forma matemática, de tal modo que diferentes sistemas possam ser comparados quantitativamente.

Taxas de Erro

A **taxa de falsa rejeição** (FRR – *False Rejection Rate*) é obtida quando cada *template* de um indivíduo é comparado com todos os outros do mesmo indivíduo. Em cada tentativa de casamento obtém-se um escore para o casamento. Se o escore ficar acima de certo limiar, o casamento foi bem sucedido, caso contrário houve falha no casamento entre *templates* do mesmo indivíduo.

A **taxa de falsa aceitação** (FAR – *False Acceptance Rate*) é obtida quando cada *template* de um indivíduo é comparado com todos os outros dos demais indivíduos. Se o escore de casamento ficar acima de certo limiar, significa que houve um casamento entre impostores, ou seja, o método reconheceu erroneamente como iguais dois indivíduos distintos.

A Figura 2 ilustra as distribuições de casamentos de genuínos e impostores, as taxas de falsa aceitação e de falsa rejeição, para um determinado valor de limiar.

A **taxa de erro igual** (EER - *Equal Error Rate*) é a taxa de erro quando a frequência de aceitação de impostores (*False Acceptance Rate*, FAR) e a frequência de rejeição de genuínos (*False Rejection Rate*, FRR) são iguais. Essa medida pode ser adotada como uma medida única para caracterizar o nível de segurança de um sistema biométrico [18]. A ERR pode ser visualizada em um gráfico de curva ROC (*Receiver Operating Characteristics*), conforme mostra a Figura 3.

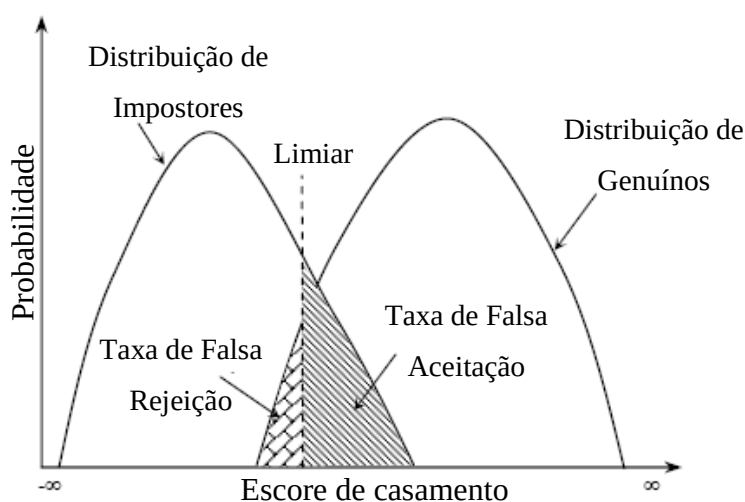


Figura 2. Distribuição dos escores dos casamentos genuínos e impostores e representação gráfica das taxas de falsa rejeição e falsa aceitação [18].

Baseado nas distribuições dos escores de casamentos genuínos e impostores (Figura 2), um sistema biométrico pode mover o limiar em direção a ∞ para reduzir a taxa de falsa aceitação, tornando o sistema mais seguro a impostores, mas aumentando a taxa de falsa rejeição, tornando o sistema mais inflexível a variâncias intraclasse. Fazendo o oposto (movendo o limiar em direção a $-\infty$) o sistema será menos seguro a impostores, mas aceitará mais variâncias de um mesmo indivíduo.

Curvas ROC

As duas curvas de distribuição (FAR e FRR) possuem dimensão, mesmo existindo uma área de unidade sob elas. Dessa forma, se dois sistemas biométricos distintos precisam ser comparados, é necessário utilizar uma medida não-dimensional. As curvas ROC (*Receiver Operating Characteristics*) são não-dimensionais e propiciam um método eficiente de comparação [18].

Uma curva ROC traça a taxa FAR em oposição à FRR para diversos valores de limiar. A Figura 3 exibe um gráfico de uma curva ROC genérica que se pode entender como a curva calculada para um dado sistema biométrico. Nesta curva é possível observar que à medida que a taxa de falsa aceitação (FAR) cresce, a taxa falsa rejeição (FRR) decresce e vice-versa. É possível também determinar a taxa de erro igual (EER), localizada no ponto da curva onde os valores de FAR e FRR se igualam.

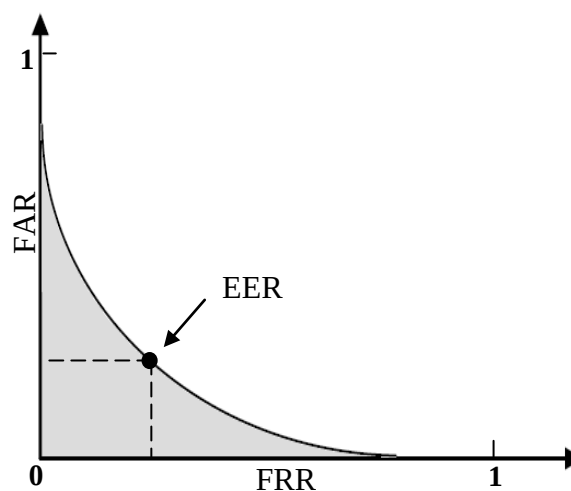


Figura 3. Curva ROC genérica.

Note que, como a curva ROC é uma projeção linear das probabilidades das distribuições de genuínos e impostores, os valores de coordenadas variam de 0 a 1.

A área sob a curva ROC é não-dimensional (área de cor cinza na Figura 3) e denota a “qualidade” da curva ou, em termos práticos, a eficiência de um sistema biométrico (quanto menor a área, mais eficiente é o sistema). Por meio do cálculo da área sob a curva é possível comparar dois sistemas biométricos diferentes [7]. A Figura 4 exhibe as curvas ROC para dois sistemas biométricos fictícios, onde se pode observar que o sistema da esquerda (a) é mais eficiente que o da direita (b), por ter uma área menor sob a curva.

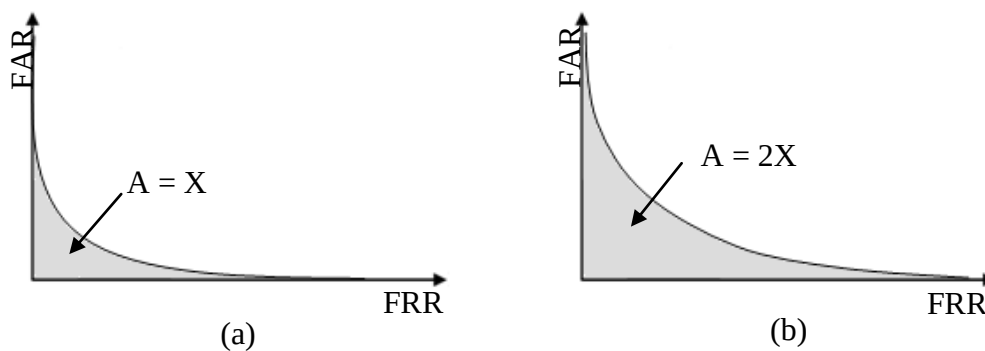


Figura 4. Curvas ROC para dois sistemas biométricos fictícios, onde a área sob a curva (b) é o dobro da área sob curva (a).

Recuperações Corretas

A **taxa de recuperações corretas** (CRR - *Correct Retrievals Rate*) é uma medida de desempenho de sistemas biométricos que representa a probabilidade de se obter uma recuperação correta (identificação positiva de um indivíduo) ao realizar a comparação de um *template* de entrada com todos os *templates* de um banco de dados [9].

Para obter-se a taxa que exprime esta probabilidade, são necessárias várias etapas. Primeiramente, cada *template* do banco de dados é comparado com todos os demais, obtendo-se a similaridade de todos os *templates* contra todos os demais. A Tabela 1 apresenta um exemplo do cálculo dos graus de similaridade entre *templates* de um banco de dados com 10 *templates* de 5 indivíduos (2 *templates* para cada indivíduo). O número dos cabeçalhos de cada linha/coluna representam um indivíduo (de 1 a 5) e as letras “a” e “b” representam seus 2 *templates*. Por exemplo, “T3b” representa o segundo *template* do terceiro indivíduo. O valor

de cada célula representa o grau de similaridade (de 0 a 100) entre dois *templates* distintos, sendo que os valores 0 e 100 representam, respectivamente, nenhuma ou o total similaridade.

Tabela 1. Exemplo do cálculo dos graus de similaridade entre *templates* em um banco de dados com 10 *templates* de 5 indivíduos (dois *templates* para cada indivíduo). Em destaque, o maior grau de similaridade para cada *template* da linha em relação ao *template* da coluna.

	T1a	T1b	T2a	T2b	T3a	T3b	T4a	T4b	T5a	T5b
T1a		70	50	60	75	65	30	30	10	10
T1b	70		55	55	65	60	40	45	15	20
T2a	50	55		90	45	65	50	55	70	75
T2b	60	55	90		40	45	40	35	80	85
T3a	75	65	45	40		95	90	85	30	30
T3b	65	60	65	45	95		85	80	40	40
T4a	30	40	50	40	90	85		65	60	65
T4b	30	45	55	35	85	80	65		55	50
T5a	10	15	70	80	30	40	60	55		95
T5b	10	20	75	85	30	40	65	50	95	

Em seguida, são ordenadas as similaridades para cada *template*, do maior para o menor grau. Então, verifica-se para cada *template*, se o mais próximo em similaridade trata-se de outro *template* do mesmo indivíduo (por exemplo, na Tabela 1, o *template* mais similar ao T3a é o T3b), caracterizando uma recuperação correta. Toda vez que isto ocorrer, contabiliza-se mais um ao número total de recuperações corretas. Ao final, divide-se o número total de recuperações corretas pelo número de *templates* menos um.

$$CRR = \frac{nrc}{t-1} \quad (1)$$

Onde:

nrc = número de recuperações corretas;

t = número de *templates* no banco de dados;

É possível também calcular a taxa de recuperações corretas para diferentes quantidades de *templates* recuperados (*Top 1*, *Top 2*, *Top 3*, etc.). A recuperação *Top 1* busca no banco de dados apenas o *template* mais similar ao *template* de entrada. Já a recuperação *Top 2*, busca os dois *templates* mais similares ao *template* de entrada, e assim sucessivamente.

Por exemplo, caso um sistema biométrico obtenha uma taxa de recuperações corretas de 90% para *Top 3*, significa que, ao apresentar-se um *template* de entrada para este sistema,

haverá um chance de 90% de um *template* genuíno estar entre os três mais similares recuperados.

Esta medida é, na maioria dos casos, mais adequada para avaliar sistemas biométricos forenses, uma vez que a medicina legal trabalha com situações em que se deseja identificar um indivíduo dentre um grupo limitado de pessoas. Espera-se, portanto, ao comparar o *template* post-mortem de um indivíduo com os *templates* antemortem de um determinado grupo, que o *template* antemortem deste mesmo indivíduo apresente o maior grau de similaridade ou esteja entres os n *templates* mais similares.

2.3 Sistemas Biométricos Forenses, Cíveis e de Alta Segurança

O reconhecimento de sinus frontais, tema central deste trabalho, pode ser aplicado somente em sistemas biométricos forenses, devido à principal forma de obtenção de suas características: imagens de raios-X. Portanto, a exposição das similaridades e diferenças entre sistemas biométricos forenses, cíveis e de alta segurança é extremamente relevante, uma vez que os três tipos de sistemas possuem graus de exigência divergentes em relação a algumas de suas propriedades.

O termo forense é abrangente e refere-se a um largo espectro de ciências com o objetivo principal de responder questões de interesse legal, como, por exemplo, a determinação do autor e da dinâmica de um crime [11,39].

No caso específico de sistemas biométricos forenses, o termo restringe-se à determinação da identidade de um indivíduo por meio de suas características biológicas, por meios de comparação dessas características em espaços de tempo distintos: momento antes do crime e momento após o crime, ou antemortem e post-mortem.

Sistemas biométricos cíveis são geralmente desenvolvidos para atender a necessidades de identificação de indivíduos em situações cotidianas, como controle de acesso a locais ou recursos restritos. Por exemplo, um sistema que controla e registra a entrada e saída dos funcionários de uma empresa.

Já os sistemas biométricos de alta segurança tratam do controle de acesso a recursos críticos, como documentos ou locais relacionados à segurança nacional, por exemplo, ou ao controle de imigração nos portos e aeroportos, para identificação de terroristas.

Os sistemas biométricos dos três grupos atendem às mesmas características, limitações e propriedades, porém com níveis de exigências diferentes em algumas de suas propriedades, como desempenho (precisão e tempo de resposta) e aceitabilidade.

2.3.1 Desempenho

O desempenho de sistemas biométricos geralmente pode ser avaliado através de duas medidas: precisão e tempo de resposta. A exigência em relação a cada uma dessas medidas varia de acordo com o tipo de sistema biométrico, como descrito a seguir.

Tempo de Resposta

Os sistemas biométricos civis e de alta segurança geralmente exigem que o tempo de resposta seja aceitável para o usuário. Por exemplo, um sistema que obtém a impressão digital de uma pessoa e, diante de sua identificação positiva, lhe dá acesso a um determinado local, pode demandar que todo o processo seja executado em poucos segundos, sob o risco de ser rechaçado pelo usuário, por fazê-lo esperar demais.

Para os sistemas biométricos forenses, a exigência quanto ao tempo de resposta é, na maioria dos casos, muito menor, de forma que tais sistemas podem ser desenvolvidos com foco na precisão do reconhecimento do indivíduo em detrimento do tempo total do processo. É fácil observar este nível de exigência na maioria das situações em que é necessário identificar o cadáver de um indivíduo. Muito mais importante nestes casos é identificá-lo com a maior precisão possível, ainda que o tempo de resposta seja, por exemplo, de alguns dias.

Precisão

Os três grupos de sistemas biométricos divergem principalmente quanto à tolerância das taxas de falsa aceitação e falsa rejeição.

Sistemas de alta segurança devem ser orientados a obter taxas de falsa aceitação baixíssimas, próximas de zero, mesmo que isso aumente significativamente a taxa de falsa rejeição. Esta prática irá reduzir ao mínimo o risco de aceitar um impostor, mas irá, na mesma proporção, aumentar o risco de recusar erroneamente um indivíduo genuíno,

conseqüentemente, reduzindo seu conforto em utilizar o sistema. Obviamente, para um sistema de alta segurança é muito mais importante garantir sua infalibilidade contra impostores do que o conforto dos usuários genuínos.

Sistemas civis são ajustados para trabalhar próximos ao EER, uma vez que, para a maioria dos sistemas deste grupo, a tolerância quanto à aceitação de impostores e a rejeição de genuínos deve ser próxima do equilíbrio, garantindo ao mesmo tempo um bom nível de segurança e conforto aos usuários.

No caso de aplicações forenses, geralmente é preferível não descartar nenhuma possibilidade de indivíduos serem genuínos em relação a uma identidade que se queira determinar. Isto leva a níveis baixíssimos ou próximos de zero a taxa de falsa rejeição, mesmo que isso eleve a taxa de falsa aceitação. Por exemplo, no caso da determinação da identidade do autor de um crime, é preferível que o sistema biométrico aponte como suspeitos dois ou mais indivíduos, encaminhando-os para uma posterior investigação minuciosa, do que descartar um possível criminoso.

A Figura 5 exibe uma curva ROC para fins de comparação entre os três grupos de sistemas biométricos, na qual é possível visualizar os diferentes níveis de exigência quanto às taxas de falsa aceitação (FAR) e de falsa rejeição (FRR).

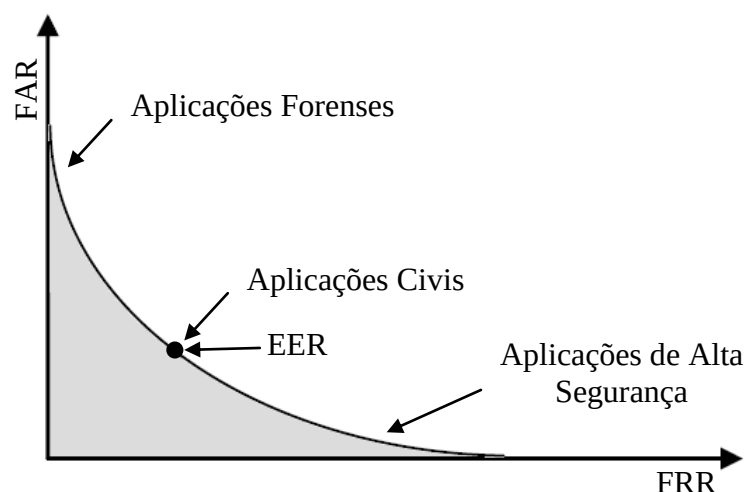


Figura 5. Curva ROC para fins de comparação entre os três grupos de sistemas biométricos. Aplicações forenses e aplicações de alta segurança têm níveis de exigência opostos quanto às taxas de falsa rejeição e falsa aceitação, respectivamente, enquanto que aplicações civis tendem a manter um equilíbrio entre as duas taxas [18].

2.3.2 Aceitabilidade

Sistemas biométricos civis e de alta segurança necessitam que a coleta dos dados biométricos seja aceitável por parte dos usuários, uma vez que a recusa ao fornecer estes dados, por quaisquer restrições, pode comprometer a viabilidade desses sistemas. No caso de sistemas forenses essa preocupação geralmente não existe, já que os indivíduos dos quais serão extraídos os dados biométricos estão falecidos ou, por serem criminosos, são obrigados a fornecer os dados biométricos, uma vez que a segurança da coletividade deve prevalecer.

2.4 Considerações Finais

A identificação humana de forma rápida e precisa vem se tornando cada vez mais necessária na sociedade atual. A Biometria, que se utiliza de características físicas ou comportamentais para identificar pessoas, contribui de forma importante nesse sentido, através do desenvolvimento de sistemas biométricos computacionais que atendam os requisitos de precisão e rapidez.

No entanto, os sistemas biométricos também estão sujeitos a falhas e limitações, pois se baseiam na similaridade entre as características físicas ou comportamentais dos indivíduos para realizar uma identificação positiva.

As limitações dos sistemas biométricos estão intimamente relacionadas com o propósito para o qual foram desenvolvidos. Sendo assim, sistemas biométricos para fins civis, de alta segurança ou forenses possuem graus de exigência distintos em relação a algumas de suas propriedades.

Dessa forma, é importantíssimo o estudo das propriedades e limitações inerentes aos sistemas biométricos para que seja possível desenvolvê-los de maneira que seus desempenhos estejam o mais próximo possível do ideal, dentro de seus propósitos.

Para avaliar o desempenho de sistemas biométricos, diversas informações estatísticas para análise de dados estão disponíveis. Algumas destas informações, como as curvas ROC, permitem até mesmo a comparação do desempenho entre sistemas biométricos totalmente diferentes.

3. Sinus Frontais

Neste capítulo são apresentadas as características anatômicas dos sinus frontais, as evidências sobre a unicidade de suas formas para cada indivíduo e alguns métodos propostos para o reconhecimento de sinus frontais encontrados na literatura.

3.1 Características Anatômicas dos Sinus Frontais

Os sinus frontais (ou seios frontais) da face estão localizados dentro do osso frontal do crânio e consistem em um par de cavidades loculadas e irregulares que se comunicam com a fossa nasal através do “infundibulum” [8,36]. A função dos sinus frontais e de outros sinus paranasais da face não é completamente compreendida, embora a maioria da literatura sobre anatomia sugira que os sinus servem para diminuir o peso do crânio e adicionar ressonância à voz [27]. A Figura 6 exibe uma radiografia anteroposterior (AP) (a) e outra em perfil (b) de um indivíduo, com as bordas dos sinus frontais no destaque.

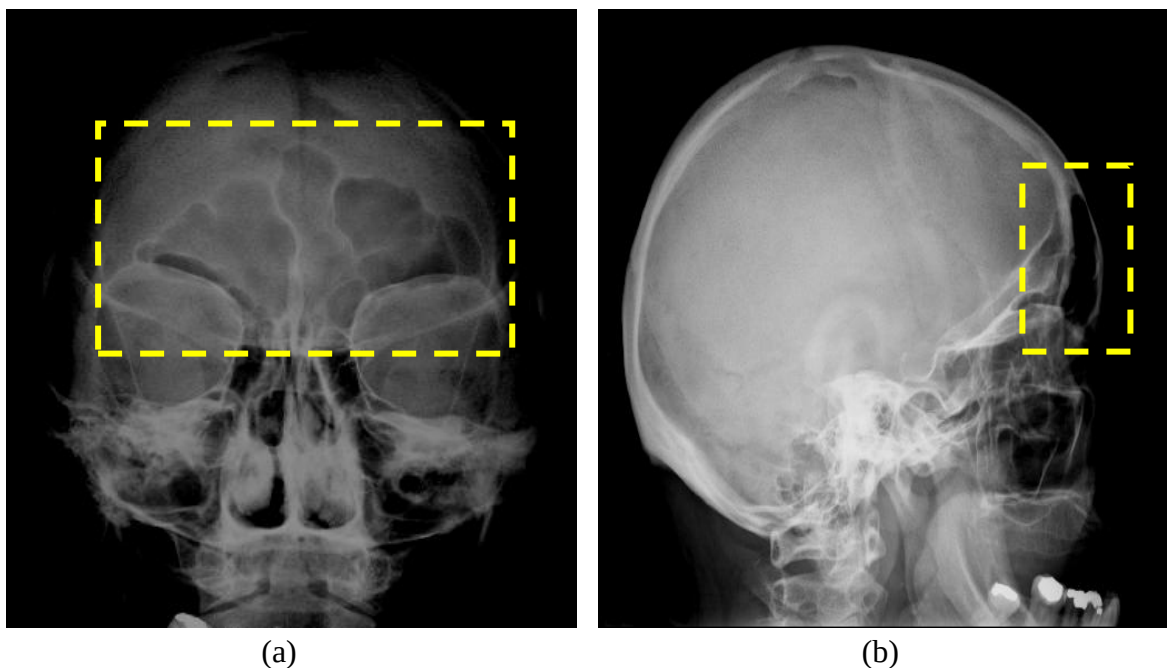


Figura 6. Radiografia anteroposterior (a) e em perfil (b) de um indivíduo, com os sinus frontais no destaque.

Os sinus frontais se desenvolvem embrionariamente de uma célula etmoidal e não são visíveis ao nascimento. Eles começam a se desenvolver a partir do segundo ano de vida e atingem seu tamanho máximo por volta do vigésimo ano, permanecendo estáveis a partir de então [1,16,38,40,41].

Geralmente, o indivíduo desenvolve dois sinus frontais, o esquerdo e o direito, que na maioria das vezes crescem de forma independente até se encontrarem no centro do crânio. No entanto, foram observados alguns desenvolvimentos anômalos dos sinus frontais [37,44] tais como: (i) desenvolvimento de um sinus frontal central não particionado (2,5% dos casos); (ii) falta unilateral de um sinus (14,3% dos casos em homens e 7,1% em mulheres); (iii) agenesia, que significa a ausência total dos sinus frontais (5% dos casos).

Somente no último caso, o reconhecimento do indivíduo torna-se inviável através dos sinus frontais.

A configuração dos sinus frontais é considerada única para cada indivíduo [8,19,36,37] e é controlada por fatores ambientais, embora a raça, o sexo e algumas doenças também afetem o seu desenvolvimento [19]. Variações dos sinus frontais foram registradas na literatura até mesmo para gêmeos monozigóticos [36,37]. A Figura 7 apresenta imagens de radiografias em incidência AP de quatro indivíduos, onde é possível observar as peculiaridades dos sinus frontais para cada um deles.

A assimetria e as demais peculiaridades dos sinus frontais têm estimulado diversas pesquisas sobre a possibilidade de identificação de pessoas por meio da análise de medidas biométricas dessa característica física. Schuller [37] foi o primeiro investigador a sugerir, em 1943, a possibilidade de identificação de pessoas através da comparação de radiografias dos sinus frontais.

Ribeiro [32] propôs um método manual de medição de radiografias de sinus frontais em humanos. Ele reportou resultados positivos da aplicação de seu método sobre um banco de dados contendo 500 radiografias.

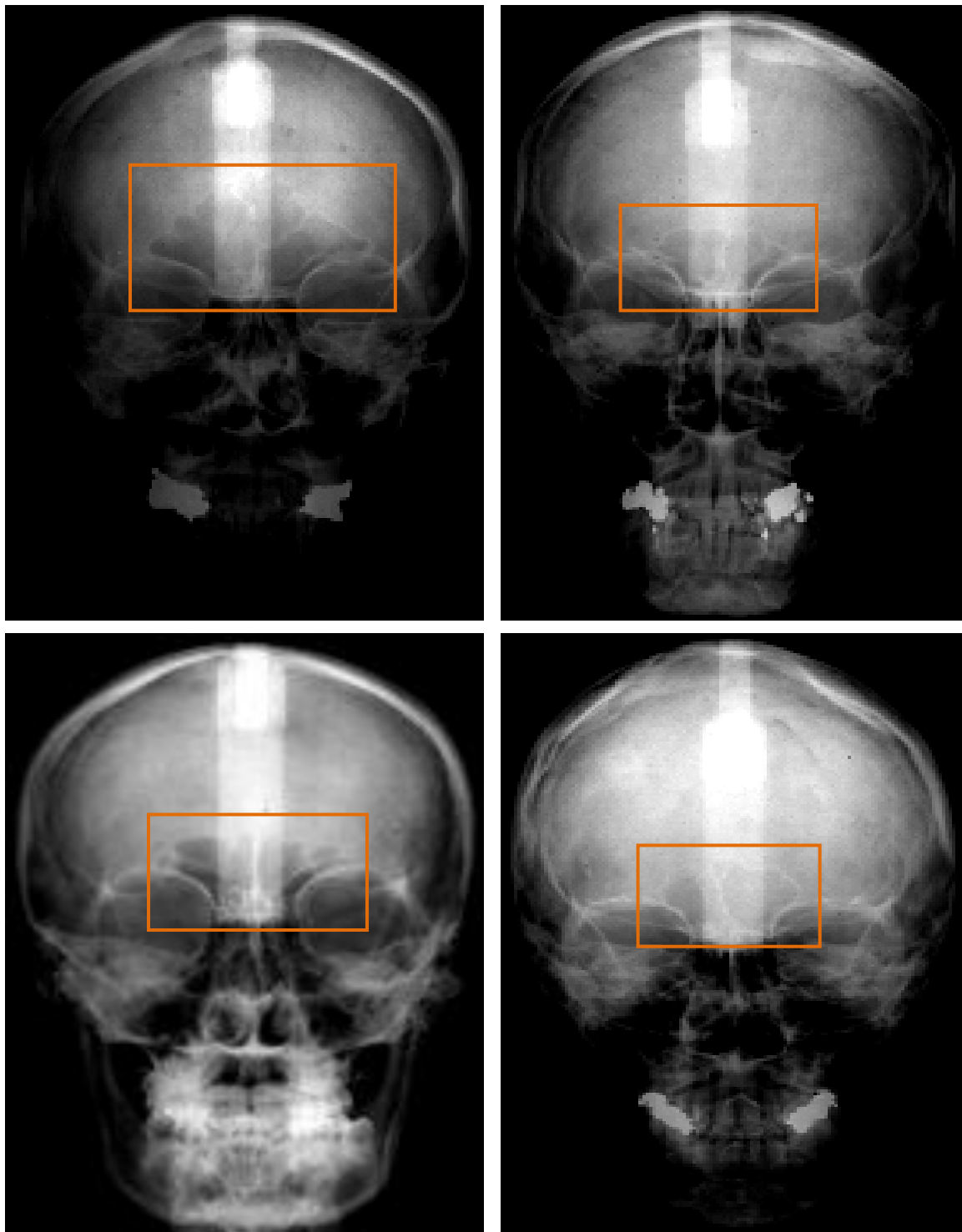


Figura 7. Imagens de radiografias anteroposteriores de sinus frontais de quatro indivíduos, onde é possível observar as diferenças entre seus formatos.

Recentemente, Kirk et al. [19] desenvolveram um estudo retrospectivo de 39 casos de identificação de esqueletos através da região dos sinus frontais. Neste estudo diversas observações relevantes puderam ser elaboradas sobre os sinus frontais:

- A causa da morte não altera o padrão post-mortem dos sinus frontais e não impede a obtenção da radiografia, a não ser em casos em que há fratura ou comprometimento direto da região frontal da face onde estão localizados os sinus frontais. Dos 39 casos, a causa da morte em 20% destes estava relacionada à carbonização, 17% relacionadas ao consumo de álcool, 11% por afogamento e 9% por explosões e armas de fogo. Em todos os casos, as radiografias dos sinus frontais puderam ainda ser obtidas e foi possível realizar o casamento dos sinus frontais antemortem e post-mortem dos mesmos indivíduos.
- Embora diferenças nos padrões de sinus frontais de homens e mulheres tenham sido reportadas na literatura, o sexo não interfere na habilidade de realizar o casamento de sinus frontais antemortem e post-mortem do mesmo indivíduo.
- A idade não parece afetar a habilidade de realizar o casamento de sinus frontais antemortem e post-mortem do mesmo indivíduo. Neste estudo, o casamento foi possível tanto para indivíduos com idades pouco superiores a 20 anos, quanto para indivíduos de 70 anos.
- O rápido desenvolvimento dos sinus frontais até os 20 anos de idade torna difícil o casamento de sinus frontais do mesmo indivíduo, obtidas de radiografias em diferentes pontos do desenvolvimento.
- Patologias de sinus frontais, evidentes nas radiografias antemortem e post-mortem parecem não afetar a habilidade de casamento entre sinus frontais do mesmo indivíduo. Ao contrário, algumas marcas causadas por patologias dentro da região do sinus frontais podem até auxiliar na identificação do indivíduo.

3.2 Reconhecimento de Sinus Frontais

O reconhecimento de sinus frontais é composto por três etapas principais: (i) segmentação; (ii) extração das características e (iii) casamento. A Figura 8 exibe uma representação destas três etapas para duas imagens de sinus frontais do mesmo indivíduo, obtidas em momentos diferentes.

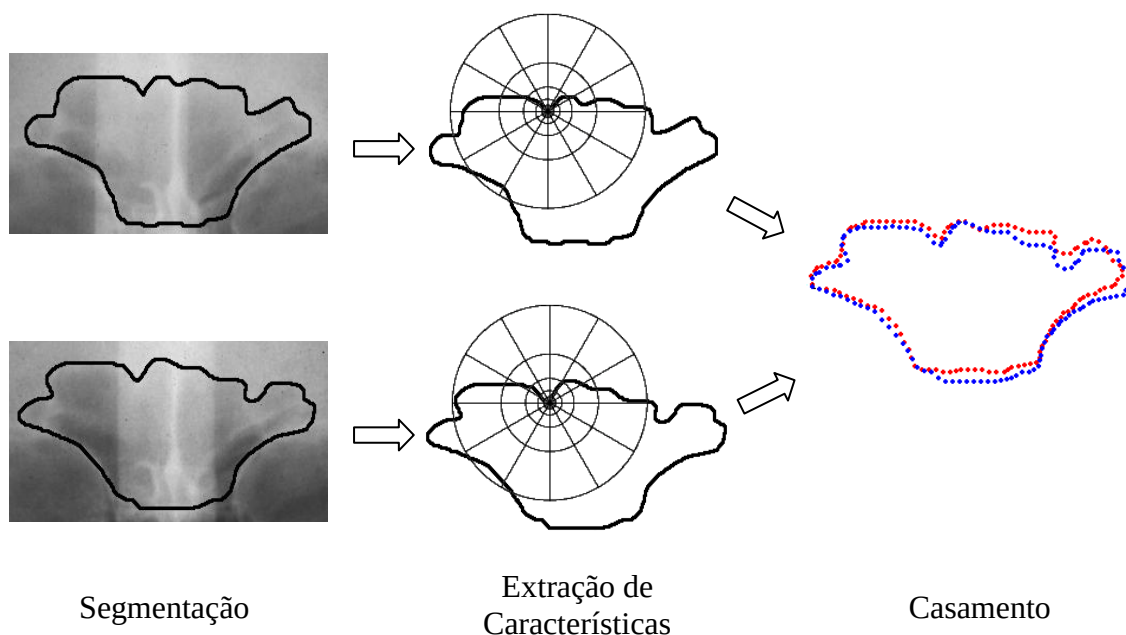


Figura 8. Representação das principais etapas do reconhecimento de sinus frontais.

A segmentação é o processo pelo qual, dada uma radiografia AP do crânio de um indivíduo, apenas os pontos pertencentes à borda que separa a área externa e interna dos sinus frontais são extraídos.

Na etapa de extração das características, métodos para análise de formas são utilizados para se obter informações a partir das bordas dos sinus frontais, de maneira que se possa compor um descritor para cada borda. O descritor é, em geral, um vetor de características que armazena algum tipo de medida relacionada à forma do objeto, de modo compacto, que pode ser armazenado em um banco de dados e, posteriormente, utilizado na realização do casamento.

Na etapa de casamento, os descritores extraídos dos sinus frontais são comparados de algum modo a se obter uma medida de similaridade entre eles. Esta medida pode ser obtida,

por exemplo, através de uma equação matemática que exprima o grau de alinhamento entre os vetores de características. Dessa forma, se a medida de similaridade entre duas imagens de sinus frontais estiver acima de um determinado limiar, entende-se que estas pertencem ao mesmo indivíduo (genuínas), caso contrário, consideram-se imagens pertencentes a indivíduos diferentes (impostores).

3.2.1 Desafios no Reconhecimento de Sinus Frontais

Os maiores desafios no reconhecimento de sinus frontais estão concentrados na etapa de segmentação, na qual os pontos da borda dos sinus frontais devem ser extraídos a partir de uma radiografia AP do crânio. Esta etapa é considerada complexa uma vez que a detecção das bordas dos sinus frontais pode ser dificultada pela presença de ruídos na imagem causados principalmente por três fatores: (i) projeção de outras estruturas craniais; (ii) ruídos durante a geração da radiografia; (iii) presença de secreção nas cavidades.

Ruídos Causados pela Projeção de Outras Estruturas Craniais

No momento em que uma radiografia AP do crânio é feita, as estruturas de todo o crânio, que estão dispostas em três dimensões, são projetadas em um filme de duas dimensões.

Uma estrutura da parte traseira do crânio, denominada lâmina interna, pode ser projetada durante a geração da radiografia e aparecer próxima aos sinus frontais ou até mesmo atravessando-os no sentido longitudinal.

O mesmo acontece com três outras estruturas do crânio: a crista gali e a crista frontal, interna que atravessam os sinus frontais no sentido latitudinal, e as paredes superiores das órbitas oculares, que podem atravessar os sinus frontais pelos dois lados. No caso das paredes, estas podem ajudar a delimitar os sinus frontais, pois suas bordas geralmente coincidem com as bordas laterais inferiores dos sinus. No entanto, como é possível observar na Figura 9, a borda direita inferior dos sinus frontais invade o interior da órbita ocular de modo que a parede superior da órbita direita cria a impressão de uma falsa borda dos sinus.

A Figura 9 apresenta estas estruturas dentre outras estruturas craniais presentes em uma radiografia AP de um indivíduo. A Figura 10 apresenta apenas a região de interesse ampliada da radiografia apresentada na Figura 9, com as estruturas citadas em destaque e com suas bordas demarcadas com o auxílio de um software de edição de imagens (Serif Photoplus¹), com o objetivo de facilitar a visualização das mesmas.

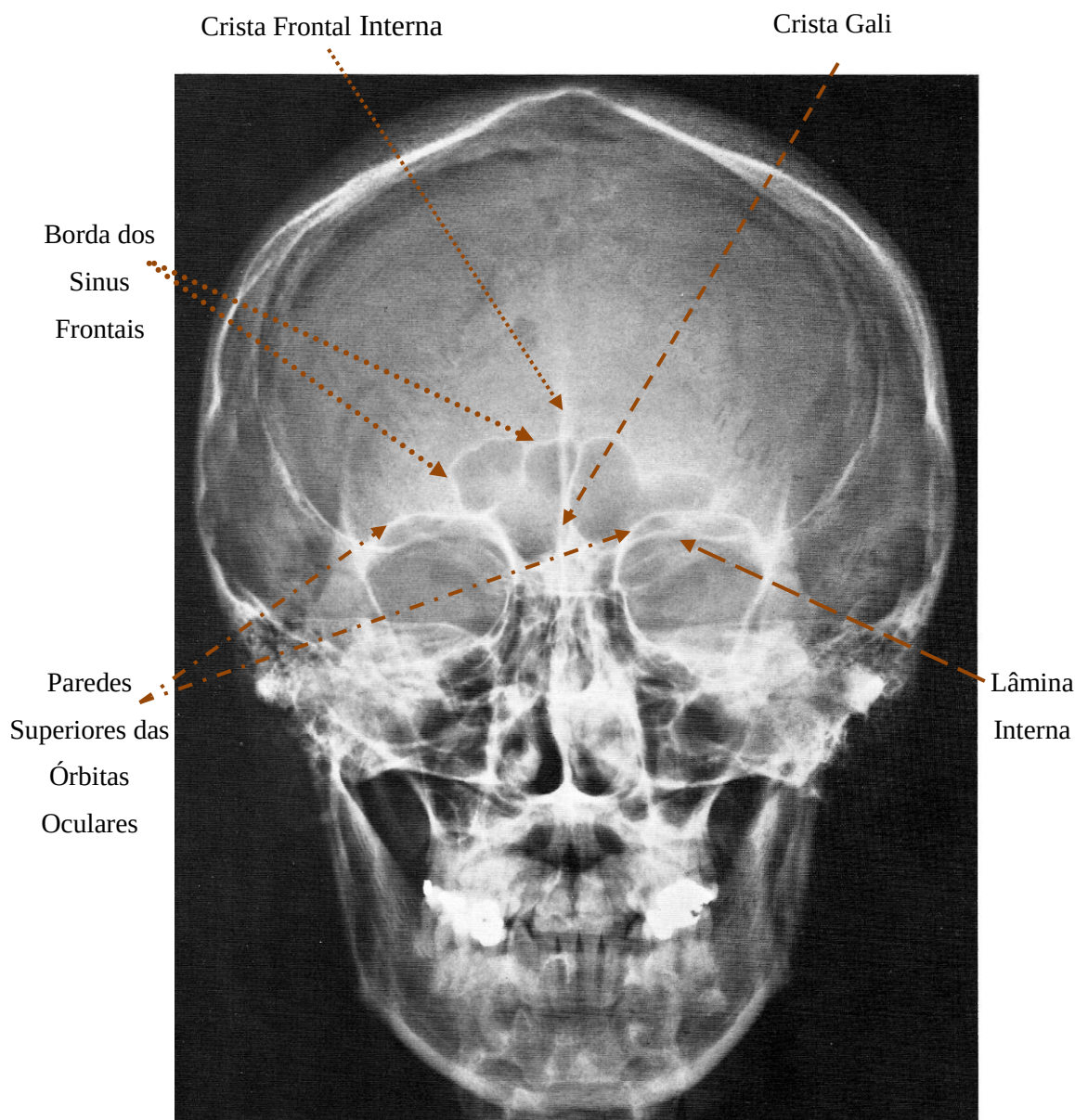


Figura 9. Sinus frontais, crista gali, crista frontal interna e paredes superiores das órbitas oculares em destaque entre outras estruturas do crânio [46].

¹ SERIF Photo Plus. **Software**. Disponível em: <http://www.freerifsoftware.com/>

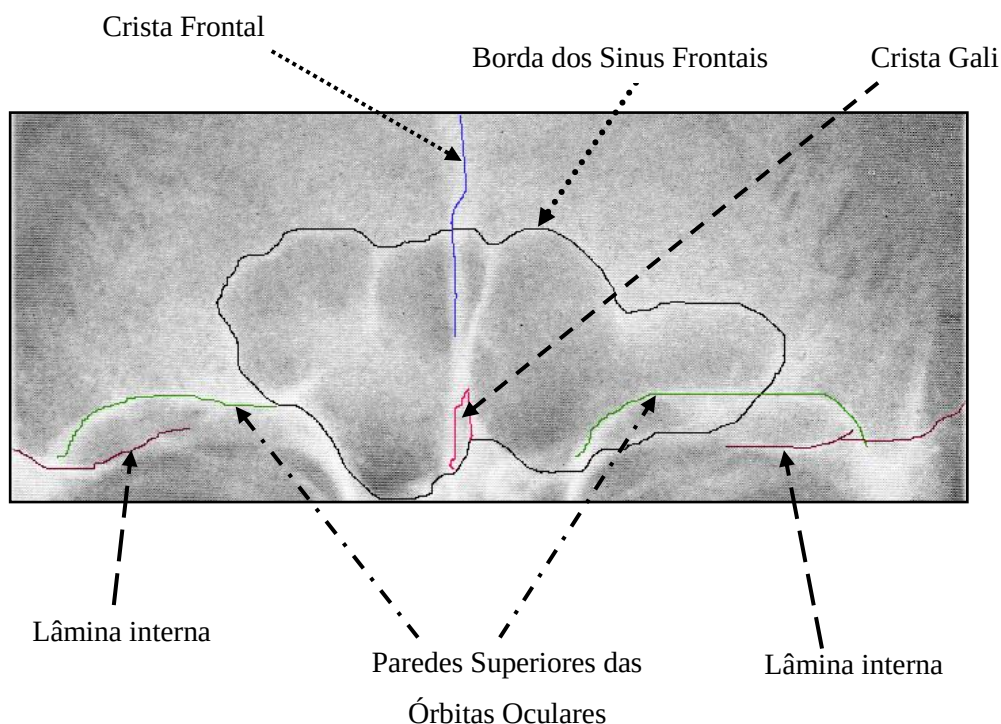


Figura 10. Região de interesse ampliada da radiografia apresentada na Figura 9, com algumas estruturas do crânio em destaque e com suas bordas demarcadas [46].

Ruídos Durante a Geração da Radiografia

A geração da radiografia no aparelho de Raios-X pode sofrer interferências que prejudicam a visualização dos sinus frontais, por diversas razões, como por exemplo, a falta de imobilização do paciente ou ainda por questões estruturais do próprio aparelho.

No caso específico do banco de imagens de sinus frontais utilizado neste trabalho, todas as radiografias apresentam uma faixa vertical no centro da parte superior do crânio, sobrepondo-se aos sinus frontais. Esta faixa é causada por um suporte do aparelho de raios-X, que tem por objetivo centralizar e imobilizar o crânio do paciente. A Figura 11 exibe a imagem digitalizada a partir de uma das radiografias do banco de imagens citado, na qual é possível observar a faixa vertical sobrepondo-se ao sinus frontal, dificultando a definição de parte da borda superior.



Figura 11. Radiografia AP na qual é possível observar uma interferência causada pelo suporte do aparelho de raios-X, criando na imagem uma faixa vertical que se sobrepõe aos sinus frontais, dificultando a definição de uma parte da borda superior.

Este ruído representa um dos principais desafios no processo de segmentação dos sinus frontais a partir do banco de imagens utilizado neste trabalho, uma vez que métodos computacionais podem detectar as bordas da faixa vertical como falsas bordas dos sinus frontais. Além disso, a parte da borda dos sinus que fica posicionada sob a faixa, em alguns

casos torna-se indefinível, uma vez que não há diferença nos níveis de cinza entre os pixels da borda e os pixels de fundo.

Ruídos Causados por Secreção na Área Interna dos Sinus Frontais

Por se tratarem de câmaras de ar, os sinus frontais devem apresentar na radiografia, em sua região interna, níveis de cinza menores (mais escuros) do que a região externa adjacente. Este contraste entre as regiões interna e externa aos sinus frontais contribui para a determinação precisa dos pontos de suas bordas.

No entanto, devido à comunicação existente com a fossa nasal [8,36], os sinus frontais muitas vezes armazenam secreções que causam na radiografia um clareamento de sua região interna. Caso este clareamento aconteça próximo à região de fronteira entre as regiões interna e externa, a detecção dos pontos da borda pode ser dificultada ou comprometida.

A Figura 12 exibe uma imagem na qual não é possível observar parte da bordas do sinus frontal devido a um clareamento na sua área interna, causado por excesso de secreção. Observe no destaque uma pequena porção da borda na qual a visualização de seus pontos fica prejudicada pelo acúmulo de secreção na região de fronteira.

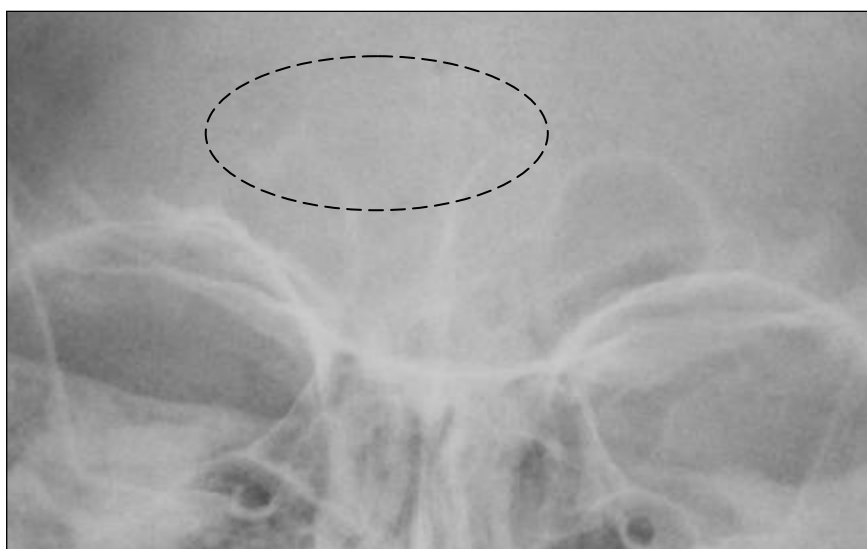


Figura 12. Imagem na qual não é possível observar parte da borda do sinus frontal devido a um clareamento na sua área interna, causado por excesso de secreção

3.3 Trabalhos Prévios sobre Reconhecimento de Sinus Frontais

Na literatura, estão registrados poucos trabalhos descrevendo métodos para o reconhecimento de sinus frontais. Dentre estes, dois descrevem métodos computacionais para a segmentação e extração das características dos sinus frontais [22,28], enquanto que os demais trabalhos referem-se a métodos manuais [19,32,37]. Esta seção apresenta detalhes dos trabalhos desenvolvidos por Ribeiro [32], Marana et al. [22] e Pastore e Moler [28], por apresentarem informações, metodologias e resultados considerados relevantes pelo autor desta dissertação.

3.3.1 Método de Ribeiro

Ribeiro [32] propôs em 2000 um método para o reconhecimento de sinus frontais, baseado em quatro medidas principais. O primeiro passo deste método consiste em traçar uma reta (R1) entre os pontos máximos superiores das duas órbitas oculares. A partir desta reta base, quatro retas perpendiculares a esta são traçadas:

- Reta R2: Reta vertical que passa pelo ponto lateral máximo esquerdo do sinus frontal;
- Reta R3: Reta vertical que passa pelo ponto lateral máximo direito do sinus frontal;
- Reta R4: Reta vertical que passa pelo ponto mais alto (máximo) do sinus frontal direito;
- Reta R5: Reta vertical que passa pelo ponto mais alto (máximo) do sinus frontal esquerdo.

A partir destas retas, são definidas as quatro medidas principais:

- Medida A: Largura máxima perpendicular às retas R2 e R3;
- Medida B: Distância perpendicular entre as retas R4 e R5;
- Medida C: Distância perpendicular entre as retas R2 e R5;
- Medida D: Distância perpendicular entre as retas R3 e R4;

A Figura 13 mostra as cinco retas e as quatro medidas propostas por Ribeiro.

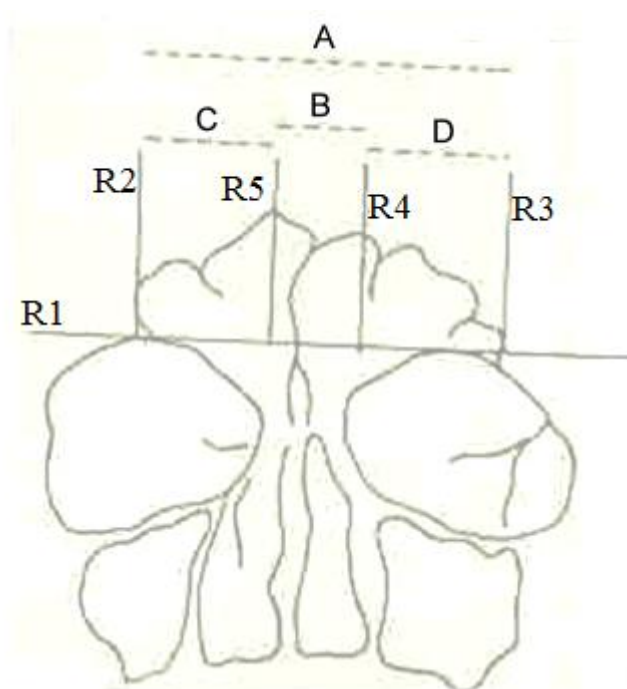


Figura 13. As cinco retas e as quatro medidas principais do método manual de Ribeiro [32].

Estas medidas corrigem automaticamente quaisquer distorções causadas por possíveis rotações longitudinais do crânio no momento da radiografia, uma vez que as quatro retas R2, R3, R4 e R5 são traçadas perpendicularmente à reta base inicial R1 que, por sua vez, é traçada sempre entre os pontos mais altos das duas órbitas.

Ribeiro definiu alguns critérios de escolha quando há dois ou mais pontos candidatos para as retas. Por exemplo, quando há dois ou mais pontos máximos iguais no sinus frontal esquerdo ou direito, por onde passam as retas R4 ou R5, escolhem-se os pontos mais próximos ao centro do crânio.

Para testar seu método, Ribeiro utilizou um banco contendo 500 radiografias de sinus frontais de 500 indivíduos distintos. As quatro medidas foram extraídas manualmente de todas as 500 radiografias e anotadas num computador pessoal. Os indivíduos foram então ordenados pela medida A, da menor para a maior. Quando as medidas A de dois indivíduos coincidiam, estes eram ordenados da menor para a maior medida B. Caso o empate

permanecesse, as medidas C e D eram utilizadas da mesma maneira até obter-se um desempate.

Posteriormente, 100 radiografias dentre as 500 existentes no banco foram aleatoriamente escolhidas e as quatro medidas foram novamente extraídas manualmente e comparadas com as medidas previamente armazenadas a fim de estabelecer um casamento entre elas. Ribeiro obteve uma taxa de acerto de 100%.

Ao se analisar este método, claramente pode-se observar que seus resultados não são conclusivos quanto à unicidade dos sinus frontais para cada indivíduo e tampouco para atestar a permanência de seu formato ao longo do tempo, uma vez que foi utilizada somente uma radiografia por indivíduo. Para estabelecer resultados mais conclusivos, são necessárias duas ou mais radiografias de cada indivíduo obtidas em diferentes momentos de sua vida.

No entanto, a taxa de 100% de acerto no casamento entre indivíduos genuínos, num banco de dados com 500 indivíduos, sugere que dois indivíduos distintos realmente não possuem as mesmas medidas de sinus frontais.

3.3.2 Método de Marana

Marana et al. [22] desenvolveram um método para reconhecimento de sinus frontais no qual os descritores são baseados em seis características geométricas: altura, largura, perímetro, área, circularidade e diâmetro de Feret (maior distância entre dois pontos pertencentes à borda).

Neste método, a etapa de segmentação dos sinus frontais foi realizada manualmente, com o auxílio do software de edição de imagens ImageJ¹, no qual o operador traça a borda com um dispositivo apontador (ex: mouse). Em seguida, o software calcula automaticamente as medidas geométricas citadas. A Figura 14 exibe uma imagem da radiografia de um sinus frontal em que suas bordas foram desenhadas manualmente através de ferramenta específica do software ImageJ. As medidas foram automaticamente calculadas por este software.

¹ IMAGEJ. **Software**. Disponível em: <http://rsb.info.nih.gov/ij/download.html>.

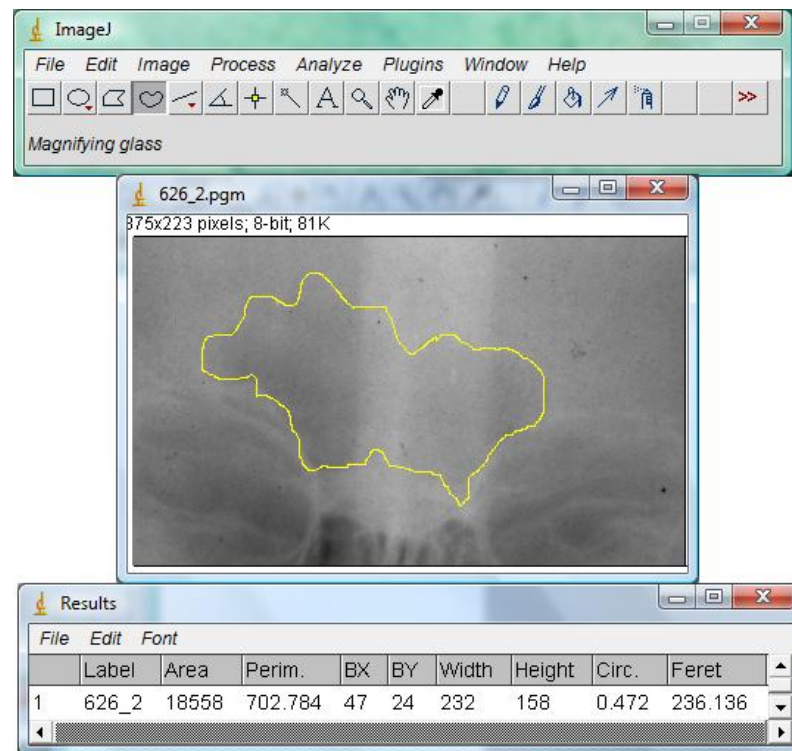


Figura 14. Borda de um sinus frontal desenhada manualmente por meio de ferramenta do software ImageJ e suas medidas automaticamente calculadas.

Visando estabelecer os melhores descritores para serem utilizados em sistemas de identificação automática ou semi-automática, na fase de casamento e avaliação de resultado foram realizadas todas as combinações possíveis entre as seis características. O melhor resultado ($EER = 11,56\%$) foi obtido quando as características área, largura e diâmetro de Feret foram utilizadas como descritores. Este resultado foi obtido para um banco de imagens contendo 90 radiografias AP de 29 indivíduos com mais de 20 anos de idade. No conjunto de radiografias há pelo menos duas imagens de radiografias para cada indivíduo obtidas em momentos diferentes.

3.3.3 Método de Pastore e Moler

Pastore e Moler [28] utilizaram a técnica de gradiente morfológico, que combina as técnicas de Morfologia Matemática de erosão e dilatação, para segmentar os sinus frontais dos demais elementos do crânio. A Figura 15 exibe uma imagem da radiografia dos sinus frontais

de um indivíduo (à esquerda) e seus contornos obtidos através do cálculo do gradiente morfológico (à direita).

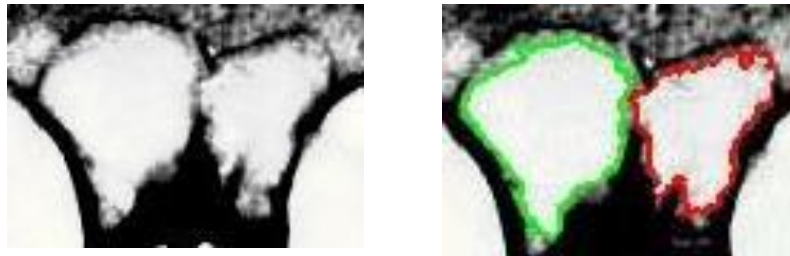


Figura 15. Imagem da radiografia dos sinus frontais de um indivíduo (à esquerda) e seus contornos obtidos por meio do cálculo do gradiente morfológico (à direita) [28].

Após a obtenção das bordas dos sinus frontais, foram utilizados descritores de Fourier para o ajuste de rotação e escala. O método dos descritores de Fourier consiste em descrever a forma de um objeto fechado através de seu contorno. O contorno do objeto pode ser descrito através de uma função no tempo, como um par de sinais $x(t)$ e $y(t)$.

Dado um objeto no plano complexo, onde a parte real está representada por $x(t)$ e a parte imaginária por $y(t)$, o contorno pode ser representado com uma função complexa no tempo em uma dimensão. Para um objeto fechado, a função pode ser considerada periódica e pode, portanto, ser representada por uma série de Fourier, na qual seus componentes são os denominados descritores de Fourier (DFs). Os descritores obtidos são por sua vez normalizados e os DFs mais significativos são selecionados para que as formas dos sinus frontais possam ser reconstruídas com o mínimo de informações necessárias. Os DFs de dois sinus frontais são então normalizados para que ambos sejam alinhados na mesma rotação e escala.

Na etapa de extração de características, os fatores de forma são obtidos a partir das formas reconstruídas pelos DFs. Os fatores de forma são simplesmente combinações de parâmetros de tamanho (área, perímetro e diâmetro). A Tabela 2 exhibe os fatores de forma utilizados por Pastore e Moler [28]:

Tabela 2: Fatores de forma [28].

Fatores de Forma	Referência
$F = \frac{4\pi A}{P^2}$	Fator de forma
$R = \frac{4A}{\pi D_{\max}^2}$	Circularidade
$R_a = \frac{D_{\max}}{D_{\min}}$	Relação de aspecto
$E = \frac{L_f}{A_f}$	Alongamento
$C = \frac{P_c}{P}$	Convexidade

Onde:

A = área do objeto;

$D_{\min}$ e $D_{\max}$ = mínima e máxima diagonal circunscrita ao contorno;

L_f = longitude de fibra;

A_f = largura máxima;

P = perímetro;

P_c = perímetro convexo;

Calcula-se então a diferença entre as medidas obtidas. Quanto menor for a diferença, maior é o grau de similaridade entre as formas dos sinus frontais.

A primeira crítica a este trabalho refere-se à base de dados que foi utilizada, contendo apenas 10 radiografias de diferentes indivíduos. Para comprovar a eficácia de métodos biométricos, é essencial que se utilize ao menos dois *templates* de cada indivíduo, ou seja, duas radiografias obtidas em datas distintas para cada indivíduo. Na tentativa de contornar

este problema, os autores utilizaram 50 imagens simuladas de sinus frontais, que não podem representar com precisão a real variabilidade inter-classe dos sinus frontais.

O trabalho de Pastore e Moler [28] não apresenta medidas de eficiência comumente utilizadas pela comunidade científica, tais como a taxa de erro igual (EER) e as curvas ROC, muito úteis por serem adimensionais e permitirem a comparação de desempenho entre métodos distintos. Portanto, é difícil avaliar a eficácia deste método.

3.4 Considerações Finais

Estudos prévios indicam que os padrões altamente variáveis dos sinus frontais podem permitir que estes sejam utilizados na identificação forense de indivíduos. No entanto, como qualquer outra característica física utilizada para identificação humana, os sinus frontais apresentam certas limitações e dificuldades a serem contornadas.

Dentre os métodos para o reconhecimento de sinus frontais encontrados na literatura, sejam eles manuais ou computacionais, um dos que apresenta metodologia mais adequada é o método de Marana et al. [22] devido a dois fatores principais: (i) o banco de imagens utilizado continha um número significativo de indivíduos, com pelo menos duas radiografias para cada indivíduo; (ii) os resultados foram apresentados por meio de uma medida de eficiência amplamente aceita pela comunidade científica, a taxa de erro igual (EER).

Tomando como base a taxa de erro obtida por este método (11,56%) e sendo os padrões dos sinus frontais altamente variáveis entre indivíduos, é lícito acreditar que pode haver espaço para o desenvolvimento de outros métodos computacionais que obtenham taxas de erro menores, por meio de outros descritores extraídos dos sinus frontais. Além disso, observa-se que há largo campo para o desenvolvimento de métodos que auxiliem o usuário na tarefa de segmentação, tornando-a mais simples, rápida e menos suscetível a erros por parte do usuário.

4. Segmentação de Imagens Digitais

Neste capítulo é apresentada uma revisão da literatura sobre segmentação de imagens digitais, etapa crucial no processo de reconhecimento de sinus frontais.

4.1 Introdução à Segmentação de Imagens Digitais

Geralmente, o primeiro passo na análise de imagens é a segmentação. A segmentação subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes. O nível até o qual essa subdivisão deve ser realizada depende do problema a ser resolvido [15,31,35]. No caso específico das técnicas propostas neste trabalho para o reconhecimento de sinus frontais, a etapa de segmentação deve obter os pontos que pertencem à borda que separa suas partes interna e externa.

A Figura 16 exibe um exemplo de segmentação de uma imagem (a) em seus objetos constituintes (b).

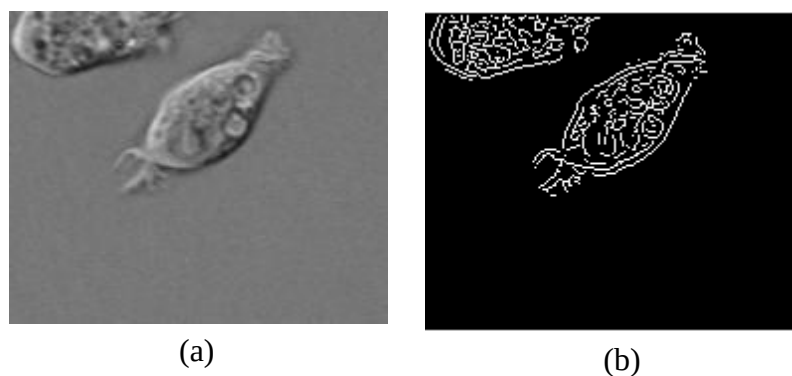


Figura 16. Segmentação de objetos na imagem (a) por meio do cálculo de seu gradiente (b), realizado com o software Matlab¹.

A segmentação autônoma é um das tarefas mais difíceis em processamento de imagens. Esse passo determina muitas vezes o eventual sucesso ou fracasso nas fases posteriores de análise da imagem. Por este motivo, devem-se tomar todas as medidas possíveis para aumentar as chances de uma segmentação robusta e correta. Em algumas

¹ MATLAB 7.0. Software. Disponível em:

http://www.mathworks.com/products/featured/embeddedmatlab/index.html?s_cid=HP_MI_EmbeddedMATLAB

situações, pode ser necessária a intervenção do usuário, fornecendo informações em algum ponto do processo para auxiliar na segmentação da área de interesse [15,31].

As técnicas para segmentação de imagens podem ser agrupadas em cinco categorias, cujas abordagens se distinguem [15]: (i) detecção de descontinuidades; (ii) ligação de bordas e detecção de fronteiras; (iii) limiarização; (iv) segmentação orientada a regiões; (v) utilização de movimento na segmentação.

A escolha da melhor técnica de segmentação depende principalmente das características da imagem e do nível de segmentação que se deseja obter.

4.1.1 Detecção de Descontinuidades

As técnicas baseadas em Detecção de Descontinuidades são utilizadas principalmente para a determinação dos três tipos básicos de descontinuidades em imagens monocromáticas: pontos, linhas e bordas. A maneira mais comum de busca por descontinuidades é a varredura de toda a imagem utilizando-se um filtro (máscara) de tamanho $n \times n$. A filtragem é uma transformação da imagem pixel a pixel, que não depende apenas do nível de cinza de um determinado pixel, mas também do valor dos níveis de cinza dos pixels vizinhos na imagem original. Os filtros possuem elementos numéricos em cada uma de suas posições que são utilizados por uma determinada equação em conjunto com os valores dos pixels da imagem que se encontram sob a máscara [15].

Por exemplo, a resposta de uma máscara 3×3 , em qualquer ponto da imagem é:

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots w_9 z_9 \quad (2)$$

onde z_i é o nível de cinza do pixel associado com o coeficiente w_i da máscara. A resposta da máscara é definida em relação à sua posição central.

Entre as principais técnicas para detecção de descontinuidades estão os operadores de gradiente: Laplaciano, Sobel e Prewitt [12]. Estas técnicas não produzem bons resultados se a imagem original estiver borrada ou muito ruidosa, contudo, são mais simples e menos custosas do que as técnicas baseadas no crescimento de regiões, por exemplo.

4.1.2 Ligação de Bordas e Detecção de Fronteiras

As técnicas de Ligação de Bordas e Detecção de Fronteiras são utilizadas geralmente em complemento às técnicas de Detecção de Descontinuidades, uma vez que estas últimas raramente conseguem detectar o conjunto completo de pixels pertencentes à fronteira de uma região, devido a ruídos e quebras na fronteira decorrentes de iluminação não uniforme ou de outros efeitos que produzem descontinuidades de intensidade espúrias [15].

Uma das abordagens mais simples para a ligação de pontos de borda é o Processamento Local, na qual é feita uma análise das características dos pixels de uma pequena vizinhança em torno de cada ponto da borda. Todos os pontos da vizinhança que são similares ao ponto da borda são conectados formando uma fronteira de pixels que compartilham alguma propriedade comum. A similaridade entre os pixels pode ser avaliada por diversas equações, cada qual mais apropriada às características de cada imagem. Pode ser utilizada, por exemplo, pela comparação da magnitude do gradiente entre dois pixels.

Também são muito utilizadas as técnicas de processamento global através da transformada de Hough [15,42] e técnicas baseadas em grafo [15,26].

4.1.3 Limiarização

As técnicas de Limiarização tentam isolar regiões distintas em uma imagem através da definição de um limiar (ou vários limiares) que determine a região a qual pertence um pixel, de acordo com nível de cinza ou cor deste pixel em relação ao limiar. A limiarização produz como resultado uma imagem binarizada. Por exemplo, em uma imagem em níveis de cinza, (na qual os valores variam de 0 a 255), definindo-se um limiar 140, todos os pixels que estiverem abaixo deste valor receberão o valor 0 e os pixels com valores superiores receberão o valor 1.

A técnica mais simples deste grupo é a de Limiarização Global Simples, na qual o histograma da imagem é particionado por um limiar único. A segmentação é então realizada

varrendo-se a imagem, pixel por pixel, rotulando-os como pixels pertencentes ao objeto ou ao fundo, dependendo se o nível de cinza é maior ou menor do que um limiar [15,35].

4.1.4 Segmentação Orientada a Regiões

As técnicas de Segmentação Orientada a Regiões têm por objetivo segmentar as regiões diretamente, através do agrupamento de pixels seguindo determinadas condições. A primeira delas é que a segmentação deve ser completa, ou seja, cada pixel deve pertencer obrigatoriamente a uma região. A segunda requer que os pixels em uma mesma região sejam conexos. A terceira indica que regiões distintas sejam disjuntas. A quarta trata das propriedades que devem ser satisfeitas por cada pixel para que eles pertençam a uma ou outra região, como por exemplo, possuírem o mesmo nível de intensidade [15].

Dentre as técnicas de Segmentação Orientadas a Regiões, estão o Crescimento de Regiões Simples e Divisão e Fusão de Regiões. Apesar de serem técnicas que utilizam conceitos pertencentes a diversas categorias, as técnicas de Segmentação por Watersheds (seção 4.2) e a Transformada Imagem-Floresta Diferencial (seção 4.3) podem ser consideradas segmentações orientadas a regiões.

Como efeitos colaterais da maioria das técnicas de Segmentação Orientada a Regiões estão a super segmentação, que produz a fragmentação da imagem, e a dificuldade para obtenção das regiões quando as bordas estão borradas.

4.1.5 Segmentação Baseada em Movimento

As técnicas que utilizam o movimento para a segmentação têm por abordagem básica comparar as mudanças entre dois quadros de imagens tomados em instantes diferentes. A comparação de uma imagem com outra que possua o mesmo ambiente, mas que inclua um objeto em movimento, resulta em uma diferença entre as duas imagens que cancela os componentes estacionários, deixando posições nulas que correspondem a componentes não estacionários da imagem [15].

4.2 Segmentação por Watershed

Proposta inicialmente por Digabel e Lantuéjoul [10] e posteriormente melhorada por Beucher e Lantuéjoul [5], a segmentação por *Watershed* é um dos principais métodos de segmentação por crescimento de regiões.

Este método considera que uma imagem monocromática pode ser vista como um relevo topográfico, cujos níveis de cinza escuros e claros representam, respectivamente, menor e maior altitude [33]. Dentro deste conceito, se uma gota de água cai em qualquer ponto da superfície, ela irá se mover até encontrar o ponto de menor altitude. O acúmulo de água na vizinhança de um ponto mínimo local é chamado bacia de captação [31]. Todos os pontos dentro de uma bacia de captação fazem parte do mesmo *Watershed* (linhas divisórias de águas). Um vale é uma região cercada por montanhas. Uma montanha representa o máximo gradiente local de um relevo topográfico.

A Figura 17 exibe um relevo topográfico inundado com a formação das linhas divisórias e a Figura 18 exibe uma imagem monocromática e sua representação topográfica.

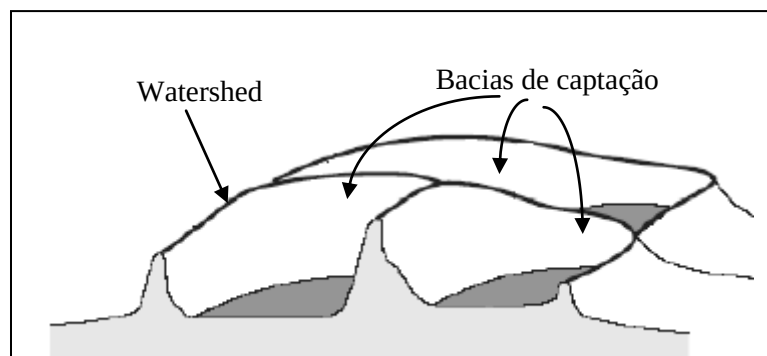


Figura 17. Linhas divisórias, mínimos e bacias de captação em um relevo topográfico [30].

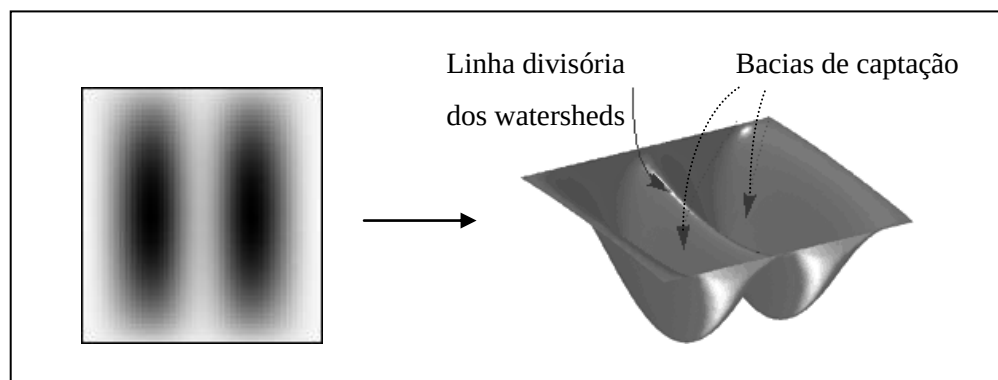


Figura 18. Imagem monocromática (à esquerda) e sua representação topográfica (à direita) [24].

Geralmente, o método *Watershed* é aplicado sobre o gradiente da imagem original, de maneira que as bordas das bacias de captação fiquem localizadas nos pontos mais altos no relevo topográfico.

Há duas abordagens básicas para a computação do *watershed* de uma imagem: chuva e inundação [31]. Na abordagem de chuva, cada mínimo local, ou seja, cada pixel com o nível de cinza mais claro em uma determinada região, recebe um rótulo único. Os pixels adjacentes aos mínimos locais são agrupados e também recebem um rótulo único. Então, gotas de água conceituais caem sobre cada pixel não rotulado. A gota que cai sobre um pixel se move até a altitude mais baixa em sua vizinhança até atingir um pixel já rotulado. Neste momento, o pixel onde a gota caiu inicialmente recebe o mesmo rótulo.

A Figura 19 ilustra o interior de uma imagem digital, na qual o pixel local mínimo é representado pelo quadrado preto, a linha indica o caminho que uma gota de água realizou quando caiu sobre um outro pixel, representado pelo quadrado cinza.

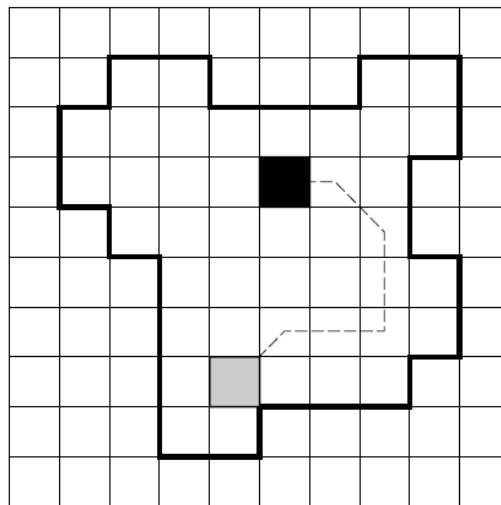


Figura 19. Watershed: abordagem de chuva [31].

O caminho que as gotas de água percorrem é definido pela distância geodésica entre o pixel de origem e o pixel de destino. A distância geodésica é a distância medida de acordo com a geodesia do terreno, ou seja, respeitando as formas da superfície do relevo. Matematicamente, a distância geodésica $d_A(a, b)$ entre os pontos a e b dentro do conjunto A é o menor caminho entre todos os caminhos possíveis de a até b , dentro do conjunto A . Se B é um subconjunto de A , então:

$$d_A = \min_{b \in B} (d_A(a, b)) \quad (3)$$

A Figura 20 ilustra a distância geodésica entre dois pontos ($p1$ e $p2$) pertencentes ao conjunto A .

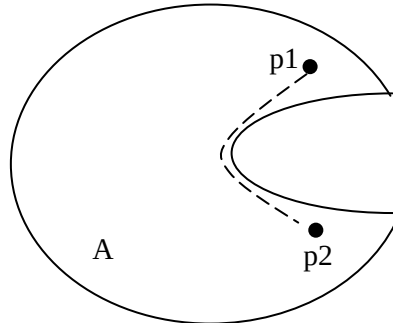


Figura 20. Distância geodésica entre dois pontos $p1$ e $p2$, pertencentes ao conjunto A .

O cálculo da distância geodésica é base para a definição das zonas de influência geodésica, que é utilizada na abordagem de inundação.

Na abordagem de inundação, buracos conceituais do tamanho de um pixel são feitos em cada ponto mínimo local, de modo que a água entra por estes buracos inundando cada uma das bacias de captação [31].

Em ambas as abordagens, se uma bacia está a ponto de transbordar, uma barragem conceitual é construída em sua volta numa altura igual ao ponto mais alto da bacia vizinha.

A Figura 21 exibe um perfil do processo de inundação de bacias de captação e a construção de uma barragem entre duas delas (CB2 e CB3).

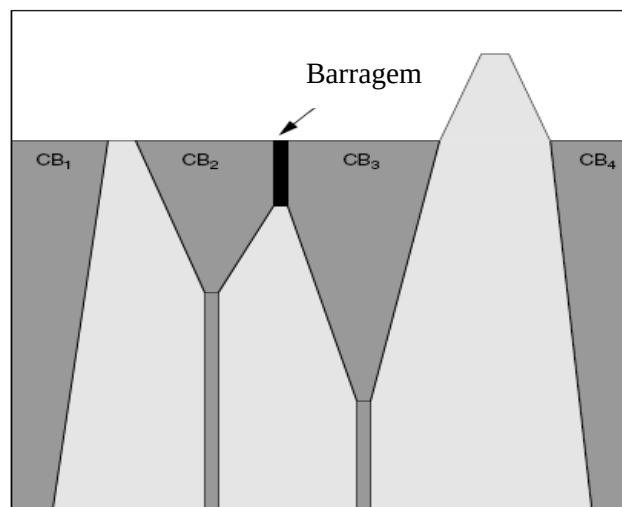


Figura 21. Perfil do processo de inundação de bacias de captação [31].

As zonas de influência geodésica podem ser calculadas da seguinte maneira: particionando $B \subseteq A$ em k componentes conectados $B_i, i = 1, \dots, k$, a zona de influência geodésica do conjunto B_i dentro de A é definida como:

$$iz_A(B_i) = \{p \in A \mid \forall j \in [1..k] / i : d_A(p, B_i) < d_A(p, B_j)\} \quad (4)$$

A união de todas as zonas de influência forma o conjunto $IZ_A(B)$. O complemento deste conjunto em relação ao conjunto A define um outro conjunto, denominado SKIZ (*skeleton by influence zones*):

$$SKIZ_A(B) = A \setminus IZ_A(B) \quad (5)$$

O conjunto SKIZ é formado por todos os pontos que são equidistantes (pela distância geodésica) a pelo menos duas zonas de influência. A Figura 22 exhibe o SKIZ formado pelas zonas de influência Y , dentro do conjunto A [30].

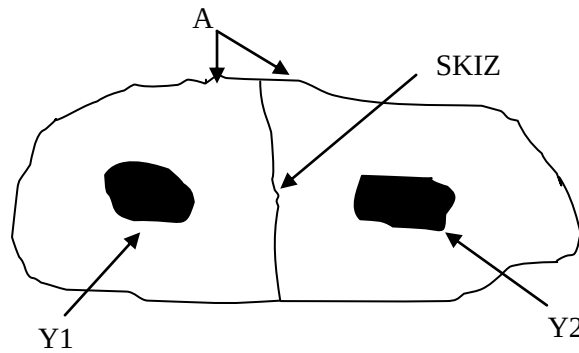


Figura 22. SKIZ formado pelas zonas de influência Y dentro do conjunto A .

4.2.1 Algoritmo de Segmentação por Watershed

Um dos algoritmos de segmentação por *Watershed* mais conhecidos que utiliza o conceito de SKIZ é o de Vincent e Soille [43]. Este algoritmo define uma recursão expressa pela equação:

$$\begin{cases} X_{h_{\min}} = \{p \in D \mid f(p) = h_{\min} = T_{h_{\min}}\} \\ X_{h+1} = MIN_{h+1} \cup IZ_{T_{h+1}}(X_h), h \in [h_{\min}, h_{\max}] \end{cases} \quad (6)$$

Dado $f : D \rightarrow N$, uma imagem digital em níveis de cinza, com $h_{\min}$ e $h_{\max}$ sendo o mínimo e o máximo valor de f , define-se uma recursão com o nível h aumentando de $h_{\min}$ para $h_{\max}$, em que as bacias associadas com o mínimo de f são sucessivamente expandidas, onde X_h denota a união dos conjuntos de bacias computadas no nível h . Um componente conexo do conjunto de limiar T_h+1 pode ser ou um novo mínimo, ou uma extensão de uma bacia em X_h . No último caso é computada a zona de influência geodésica X_h dentro de T_h+1 , resultando em uma atualização de X_{h+1} . MIN_h denota a união de todos os mínimos regionais de altitude h .

Um dos problemas da utilização de algoritmos de segmentação por *Watershed* é a ocorrência de planaltos (*plateaus*) no relevo da imagem. Os planaltos são constituídos por regiões com valores constantes de nível de cinza que dificultam a aplicação da técnica utilizando a abordagem por distância topográfica. Contudo, esse problema não influencia o algoritmo de Vincent e Soille, pois ele retira automaticamente os planaltos, computando a segmentação por *Watershed* nível por nível, onde cada nível constitui uma imagem binária para a qual um SKIZ é calculado.

Outro problema comum no método *Watershed* é o da super segmentação, ou seja, a detecção de mais regiões do que as necessárias devido à alta variância dos níveis de cinza dentro e fora do objeto. É possível diminuir ou até eliminar o problema da super segmentação, realizando-se uma etapa de pré-processamento na imagem original. Nesta etapa utiliza-se um filtro passa-baixa que permite apenas a passagem de frequências abaixo de um determinado limiar. A Figura 23(a) exibe uma imagem de sinus frontal e a mesma imagem após o pré-processamento por um filtro passa-baixa gaussiano (b).

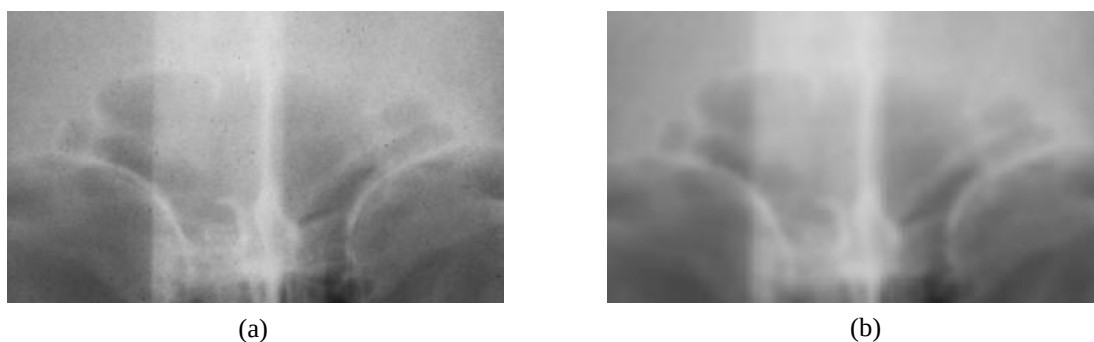


Figura 23. (a) Imagem de sinus frontal; (b) Imagem (a) após o pré-processamento por um filtro passa-baixa gaussiano.

Na prática, o filtro passa-baixa suaviza as áreas da imagem com altas variações no nível de cinza, fazendo com que o método *Watershed* encontre um número menor de regiões. É possível aplicar o filtro passa-baixa em diversos níveis de frequência. Quanto menor a frequência de corte, menor o nível de detalhamento da imagem resultante. A Figura 24(b) apresenta a segmentação manual da imagem de sinus frontal exibida na Figura 24(a), realizada sob a supervisão de um profissional médico da área de Radiologia. As Figura 24(c), (d), (e) e (f) apresentam segmentações por *Watershed* aplicadas à imagem (a) pré-processada com filtros passa-baixa em diferentes frequências de corte. Nas segmentações, as diferentes cores indicam regiões diferentes. É possível notar que à medida que se diminui a frequência de corte, de (c) para (f) a segmentação por *Watershed* detecta um número menor de regiões.

No entanto, ao tentar resolver o problema da super segmentação, pode ocorrer a perda de informações relevantes da imagem que se encontravam em áreas de alta frequência, como nas áreas circundadas na Figura 24(e). Outro problema que pode ocorrer é o “vazamento” de uma região para outra devido à eliminação da fronteira entre elas, como nas áreas circundadas na Figura 24(f).

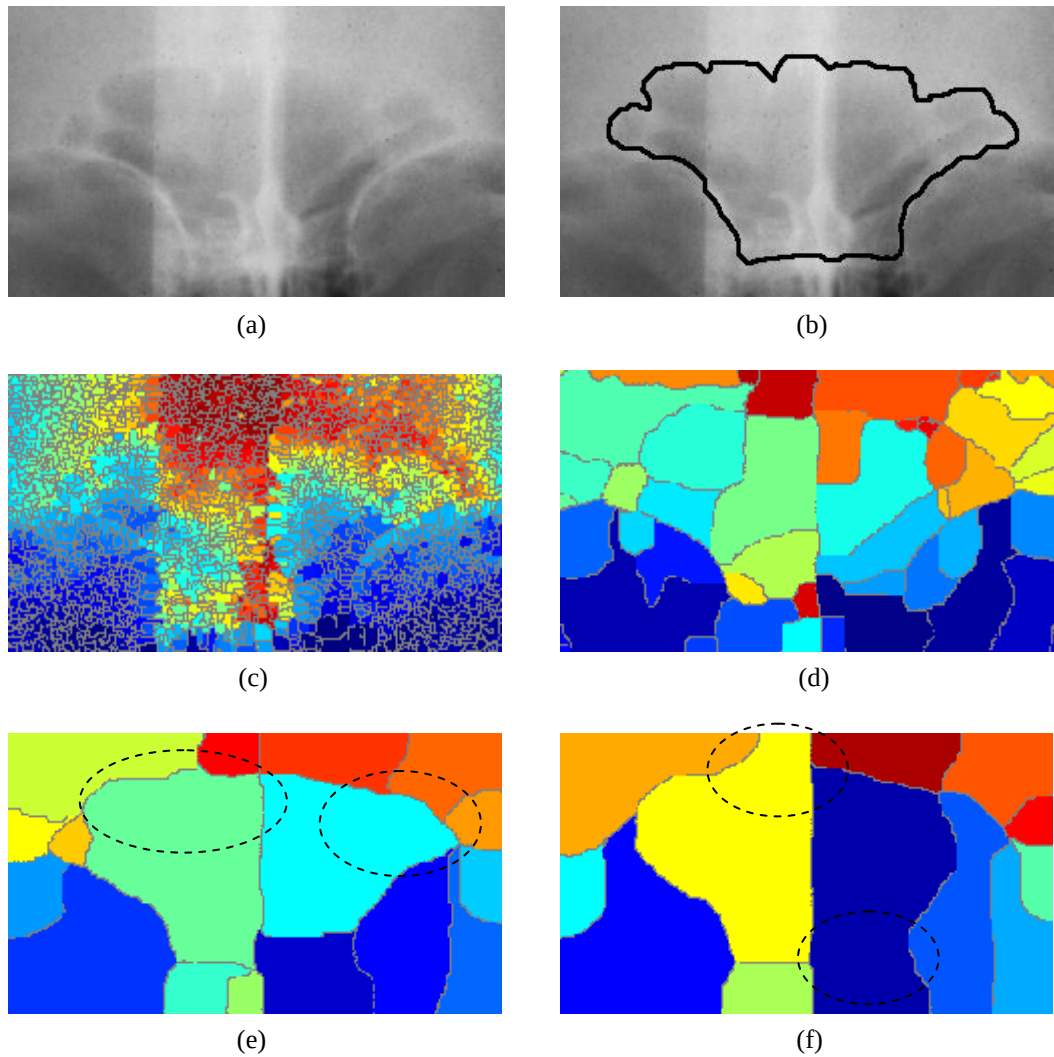


Figura 24. (a) Imagem de um sinus frontal obtida de uma radiografia AP; (b) Segmentação manual do sinus frontal apresentado em (a); (c), (d), (e) e (f) Segmentações por *Watershed* da imagem (a), pré-processada com filtros passa-baixa em diferentes frequências de corte.

4.3 Transformada Imagem-Floresta Diferencial (DIFT)

O método baseado na Transformada Imagem-Floresta Diferencial (*DIFT - Differential Image-Foresting Transform*) para segmentação de imagens foi proposto por Falcão e Bergo [14]. Esse método reduz o problema de segmentação de imagens ao cálculo de florestas de caminhos de custo mínimo no grafo derivado da imagem. A busca por caminhos de custo

mínimo é restringida a caminhos que se originam em um conjunto de pixels iniciais, denominados sementes [13,14,25].

A função que determina o custo do caminho de um vértice do grafo até outro é a diferença entre os níveis de cinza dos pixels que são representados pelos vértices. Dessa forma, pixels com níveis próximos de cinza terão custos menores de caminho e tenderão a se conectar ao caminho com o qual tenham maior grau de similaridade.

Portanto, com a utilização desse algoritmo, a intervenção do usuário durante a segmentação da imagem é reduzida à escolha de algumas sementes dentro e fora da área de interesse. As sementes competem por vértices no grafo a cada iteração e geram, ao final, regiões internas e externas à área de interesse cujos pixels terminais delimitam o objeto [25].

A Figura 25 apresenta um grafo de uma imagem bidimensional em tons de cinza, com vizinhança 4. Os números correspondem às intensidades $I(p)$ dos pixels e os círculos maiores denotam duas sementes: uma interna ao objeto que se deseja segmentar (um retângulo no centro da imagem) e outra externa ao objeto.

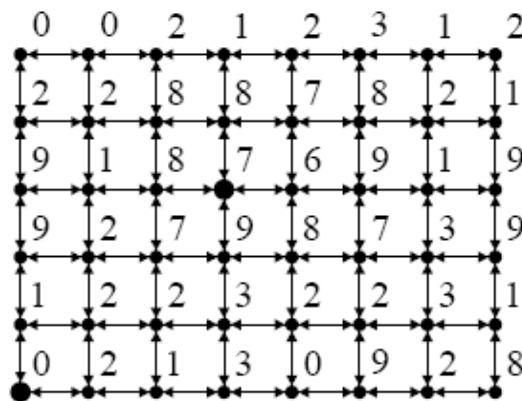


Figura 25. Grafo de uma imagem 2D em tons de cinza com vizinhança 4 [25].

A Figura 26 mostra uma floresta de caminhos de custo mínimo para o grafo da Figura 25, usando como função de custo, $C(p,q) = I(q) - I(p)$, onde $I(p)$ é a intensidade de um pixel e $I(q)$ é a intensidade do seu pixel predecessor. Os números mostrados na Figura 26 são os valores de custo.

A segmentação do retângulo no centro da imagem é obtida pela árvore enraizada na semente interna. As setas da Figura 26 apontam para o predecessor do vértice no caminho ótimo.

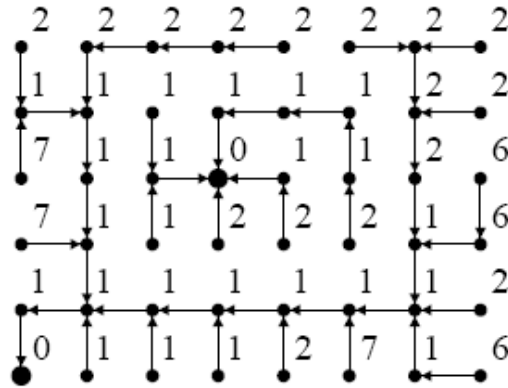


Figura 26. Floresta de caminhos de custo mínimo para o grafo da Figura 25 [25].

Caso o resultado da segmentação não seja ideal, o usuário pode acrescentar mais sementes dentro ou fora da área de interesse e executar novamente o algoritmo, que ao invés de recalculer uma nova floresta de caminhos ótimos toda vez que o conjunto de sementes é alterado, somente atualiza o resultado da segmentação de forma diferencial, em tempo proporcional ao número de vértices nas regiões modificadas da floresta. [25].

4.3.1 Algoritmo de Segmentação por DIFT

O algoritmo para segmentação baseado na DIFT proposto por Falcão e Bergo [14] produz três mapas relacionados ao grafo derivado da imagem: (i) mapa de predecessores (P); (ii) mapa de custo (C) e (iii) mapa de raízes (R).

O mapa de predecessores P atribui para cada pixel p da imagem algum outro pixel no domínio da imagem que o preceda no caminho de custo mínimo. No caso da ausência de um predecessor (pixel que corresponde a uma raiz), uma marca distinta “nil” é atribuída.

O mapa de raízes R é usado para acessar em tempo constante a raiz em S de cada pixel da floresta e o mapa C armazena para cada pixel o custo do caminho ótimo que o alcança a partir do conjunto de sementes.

Inicialmente, os três mapas são inicializados: o mapa de custos recebe $+\infty$ em todas as posições, menos nas posições das raízes, que recebem custo 0; o mapa de predecessores recebe “nil” em todas as posições e o mapa de raízes recebe em cada nó o valor dele próprio, pois nenhum nó ainda foi conquistado por alguma raiz.

Uma fila Q é utilizada para armazenar os nós que devem ser processados, em ordem decrescente do custo do nó (no mapa de custos). A medida que um nó é retirado da fila para ser processado, o custo dos nós que estão em sua vizinhança 4 são calculados e, caso estes nós não tenham sido conquistados até o momento por nenhuma raiz, estes são então conquistados pela mesma raiz do nó em processamento. Caso um nó na vizinhança 4 já tenha sido conquistado por outra raiz e o seu custo atual seja maior do que o custo do caminho para a nova raiz, este irá ser reconquistado pela nova raiz. Se isso acontecer, este nó (que já havia sido processado) volta para a fila Q [25].

Em cada iteração os três mapas são atualizados para refletir os custos, os predecessores e a região de influência de cada raiz. A Figura 27 exhibe estes mapas e a fila Q num determinado instante, depois de algumas iterações do algoritmo para o grafo da Figura 25. Nesta iteração, as duas raízes já foram computadas, de forma que seus vizinhos 4 estão na fila Q , aguardando processamento e seus custos, raízes e predecessores já foram calculados. Note no mapa de raízes os nós representados pelas cores laranja e verde conquistados até a presente iteração pelas duas raízes. Note também no mapa de predecessores, as coordenadas (coluna, linha) dos predecessores para cada nó que já foi processado ou está na fila Q .

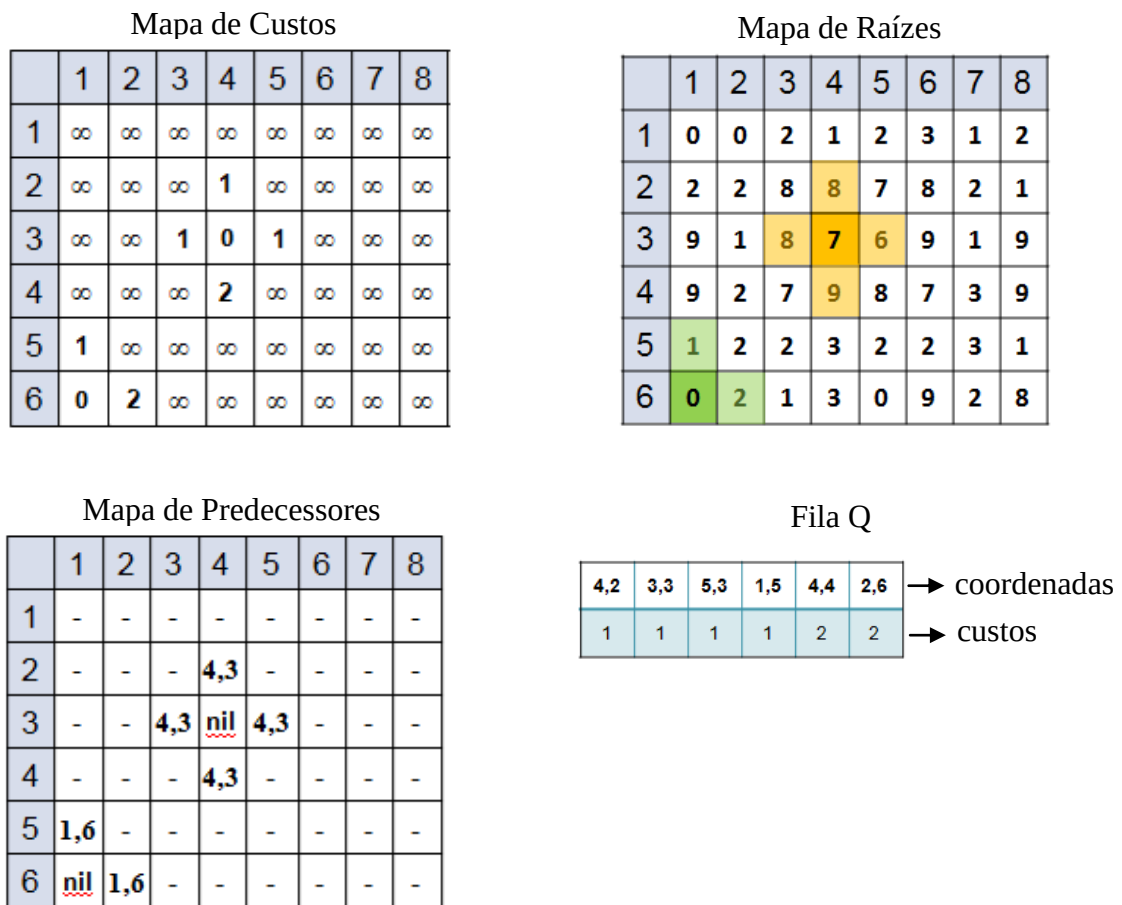


Figura 27. Fila de prioridades Q e mapas de custo, de raízes e de predecessores após algumas iterações do algoritmo DIFT para o grafo da Figura 25.

Os pixels presentes na fila de prioridades representam a fronteira da floresta em crescimento. Eles correspondem a nós da floresta atingidos por caminhos não necessariamente ótimos. A cada iteração do algoritmo um caminho ótimo é selecionado. Este corresponde ao caminho de menor custo entre os que atingem nós de fronteira. A Figura 28 exibe o mapa de raízes após todas as iterações do algoritmo DIFT para o grafo da Figura 25. Note que os nós conquistados pelas raízes interna e externa estão representados respectivamente pelas cores laranja e verde.

Mapa de Raízes

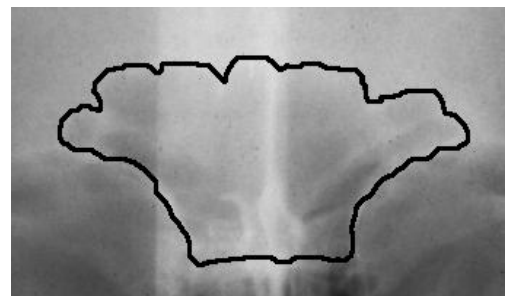
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0	0	2	1	2	3	1	2
2	2	2	8	8	7	8	2	1
3	9	1	8	7	6	9	1	9
4	9	2	7	9	8	7	3	9
5	1	2	2	3	2	2	3	1
6	0	2	1	3	0	9	2	8

Figura 28. Mapa de raízes obtido após todas as iterações do algoritmo DIFT para o grafo da Figura 25.

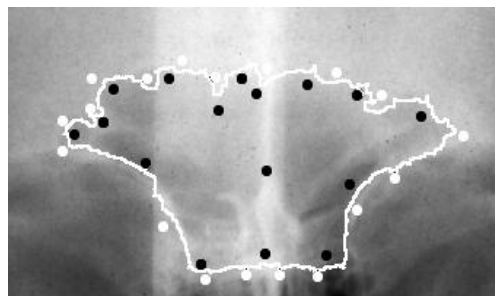
A Figura 29(b) apresenta a segmentação manual da imagem de sinus frontal exibida na Figura 29(a), realizada sob a supervisão de um profissional médico da área de Radiologia. A Figura 29(c) apresenta a segmentação semi-automática da mesma imagem de sinus frontal da Figura 29(a), por meio da utilização do algoritmo DIFT. É possível notar na Figura 29(c) as sementes internas (pretas) e externas (brancas) definidas pelo usuário.



(a)



(b)



(c)

Figura 29. (a) Imagem de um sinus frontal obtida de uma radiografia AP; (b) Segmentação manual do sinus frontal apresentado em (a); (c) Segmentação semi-automática do sinus frontal apresentado em (a), utilizando o algoritmo DIFT (18 sementes externas e 16 internas).

4.4 Avaliação de Métodos de Segmentação

Uma grande variedade de métodos tem sido proposta para avaliar quantitativamente os algoritmos de segmentação de imagens. Uma classificação destes métodos foi proposta por Zhang [45], agrupando-os em três categorias. A primeira categoria inclui os **métodos analíticos**, nos quais os algoritmos de segmentação são avaliados diretamente, considerando alguma medida (por exemplo, complexidade), que é assumida, por conhecimento prévio, como uma medida adequada. Normalmente esta medida está incorporada no próprio algoritmo de segmentação.

A segunda categoria inclui **métodos supervisionados de avaliação** (também conhecido como métodos de discrepância empírica). Nestes métodos, os resultados de uma segmentação são comparados com um padrão de referência, ou “*ground truth*” que, na prática, são imagens segmentadas manualmente sob a supervisão de um especialista no tipo de imagem que se está segmentando (ex. imagens médicas, imagens de satélite, etc.). A comparação entre as segmentações manuais e automáticas (ou semi-automáticas) pode então ser feita através da sobreposição manual das imagens, ou através de métodos computacionais de análise de formas adequados ao tipo das imagens. No entanto, a segmentação manual pode ser muito trabalhosa e, em alguns casos, pode ser inviável. Apesar disso, esta é a categoria de métodos de avaliação mais utilizada [45].

A terceira categoria inclui os **métodos não supervisionados de avaliação** (também conhecido como métodos empíricos de integridade). Nestes métodos, os resultados da segmentação são avaliados pelo julgamento de alguns critérios de qualidade definidos intuitivamente, como a uniformidade do nível de cinza dentro dos objetos, ou o contraste do nível de cinza entre as regiões. A vantagem destes métodos sobre os demais é a não necessidade de acompanhamento humano, o que pode ser imprescindível em sistemas onde a avaliação da segmentação deve ser feita em tempo real [45].

No entanto, em seu estudo, Zhang mostra que os métodos supervisionados de avaliação são significativamente melhores do que os métodos não supervisionados, uma vez que possuem um alcance maior de resultados. Hoover et al. [17] também afirmam que os métodos não supervisionados, devem ser evitados sempre que possível em favor dos métodos supervisionados.

4.5 Considerações Finais

A segmentação de imagens digitais é uma das etapas cruciais no processo de reconhecimento biométrico. Na literatura, encontra-se uma grande variedade de métodos para a segmentação de imagens digitais, sendo que cada método tende a ser mais apropriado para um determinado grupo de imagens com características específicas.

As técnicas para segmentação de imagens podem ser agrupadas em cinco categorias: (i) detecção de descontinuidades; (ii) ligação de bordas e detecção de fronteiras; (iii) limiarização; (iv) segmentação orientada a regiões; (v) utilização de movimento na segmentação.

No caso da segmentação de sinus frontais, os métodos baseados em crescimento de regiões, como por exemplo os métodos *Watershed* e DIFT, tendem a ser mais apropriados devido aos problemas inerentes à anatomia do crânio e das condições de obtenção das radiografias anteroposteriores, de onde são obtidas as imagens de sinus frontais.

Os desempenhos dos algoritmos de segmentação podem ser avaliados quantitativamente através de métodos de avaliação. Dentre os métodos de avaliação, o supervisionado possui um alcance maior de resultados e, de acordo com Hoover [17], deve ser utilizado sempre que possível.

Neste trabalho, a avaliação da efetividade dos métodos de segmentação propostos para o reconhecimento de sinus frontais, foi feita através de um **método supervisionado** em duas etapas: (i) sobreposição manual com supervisão de especialista e (ii) análise de similaridade pelos métodos de análise de formas: contexto da forma (*Shape Context*) e estatísticas dos ângulos dos raios (BAS). Os resultados desta avaliação estão descritos no Capítulo 7.

5. Análise de Formas

Neste capítulo é apresentada uma revisão da literatura sobre análise de formas, etapa essencial no processo de reconhecimento de sinus frontais.

5.1 Introdução à Análise de Formas

A análise de formas é uma das partes integrantes da Visão Computacional, que tem por objetivo extrair informações dos objetos constituintes de uma imagem, a fim de identificá-los e/ou classificá-los [15].

Uma vez que a etapa segmentação tenha sido realizada e os objetos estejam isolados, a análise de formas pode descrevê-los basicamente de duas maneiras: (i) descrição externa, baseada em informações da borda, como largura, altura, orientação, número de concavidades, etc.; (ii) descrição interna, baseada em informações do conteúdo do objeto, como cores ou textura. Algumas vezes, pode ser necessário utilizar ambas as descrições para que a análise da forma seja bem sucedida [15].

A análise de formas de um objeto pode resultar em sua descrição numérica, por exemplo, através de um vetor que armazena as coordenadas x e y dos pontos de sua borda, ou não numérica, através de elementos como grafos.

Segundo Latecki e Lakamper [20], seja qual for o método para análise de formas, ele deve responder aos seguintes requerimentos: (i) a medida de similaridade entre formas deve permitir o reconhecimento de objetos visualmente similares, mas que não sejam matematicamente idênticos; (ii) deve abstrair distorções, como erros de segmentação e ruídos na digitalização; (iii) deve considerar partes de objetos visualmente importantes e (iv) não deve depender da escala, orientação e posição dos objetos.

No caso específico dos sinus frontais a descrição externa parece ser a abordagem mais apropriada, uma vez que todos os estudos previamente realizados sobre o reconhecimento de sinus frontais apontam para a extração das características de suas formas e não de suas composições internas. Além disso, as informações sobre as características anatômicas dos sinus frontais encontradas na literatura indicam que a textura interna dos sinus frontais é

altamente variável para uma mesma pessoa, devido principalmente ao acúmulo de secreções dentro dos sinus, ao contrário do padrão da forma, que é estável a partir dos 20 anos de idade (vide Capítulo 3).

Diante do exposto, dois métodos de análise de formas baseados na representação externa de objetos são descritos em detalhes nas seções 5.2 e 5.3, respectivamente: método baseado no contexto da forma (*Shape Context*) e método baseado nas estatísticas dos ângulos de raios (BAS).

5.2 Método Baseado no Contexto da Forma (*Shape Context*)

O Contexto da Forma (*Shape Context*) é um descritor de formas proposto por Belongie et al. [3,4]. Dado um ponto p pertencente a uma borda, esse descritor captura a distribuição polar-logarítmica dos demais pontos da borda em relação a p , proporcionando uma caracterização global e discriminativa do contexto da forma da borda. Desse modo, pontos correspondentes em duas bordas semelhantes, apresentam contextos de forma semelhantes [3].

A Figura 30 apresenta o diagrama do histograma polar-logarítmico utilizado para calcular o contexto da forma para cada ponto da borda em relação aos demais pontos. Neste exemplo, o histograma é composto por 5 compartimentos ($\log r$) e 12 ângulos (θ), totalizando 60 compartimentos.

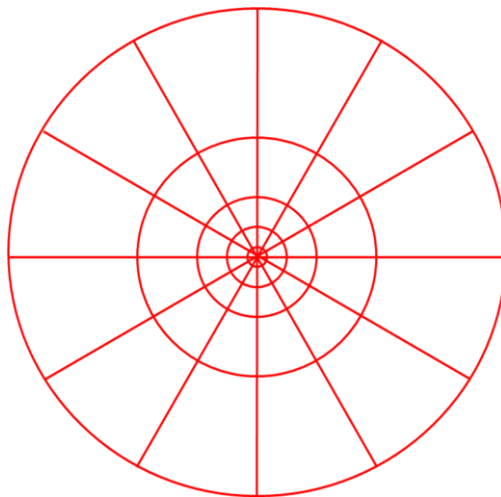
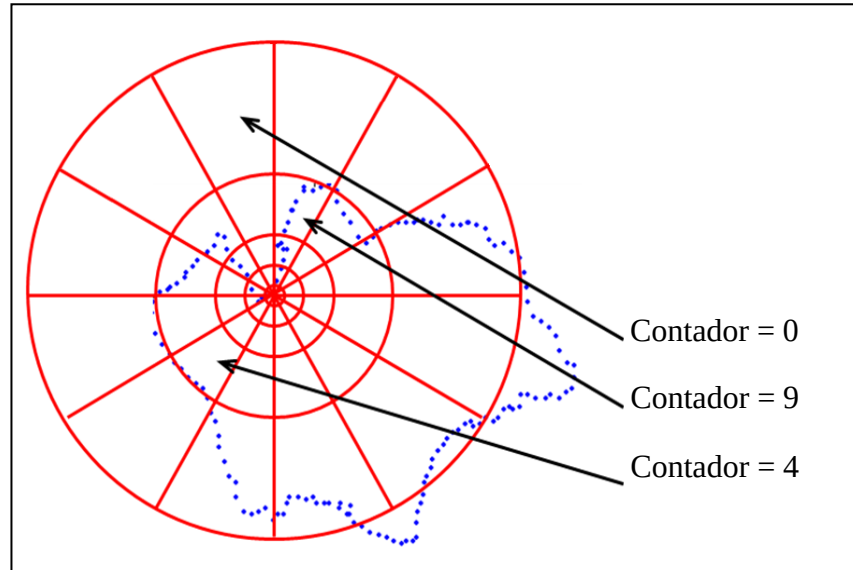


Figura 30. Diagrama do histograma polar-logarítmico utilizado para computar o contexto da forma.

A Figura 31(a) apresenta a imagem de uma borda de sinus frontal, na qual se ilustra o cálculo do histograma polar-logarítmico de um dos pontos da borda. Para tanto, conta-se o número de pontos da borda em cada compartimento. A Figura 31(b) ilustra o histograma completo do ponto da borda selecionado na Figura 31(a) com destaque para os 3 compartimentos apontados na Figura 31(a).



(a)

Log r	22	1	1	0	0	0	4	2	13	17	15	0
	2	5	9	0	5	9	0	4	0	0	0	0
	0	0	6	0	3	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	2	0	0	2	2	0	0	0	0	0
	0	0	1	0	2	1	1	0	0	0	0	0
θ												

(b)

Figura 31. (a) Ilustração do cálculo do histograma polar-logarítmico de um dos pontos da borda de um sinus frontal; (b) Histograma computado para o ponto da borda selecionado em (a).

A Figura 32 ilustra a comparação entre histogramas de três pontos de bordas de duas imagens do sinus frontal de um indivíduo, obtidas em momentos distintos. Note que os histogramas dos dois pontos das bordas localizados em regiões semelhantes apresentam

histogramas semelhantes. Note também que o terceiro ponto da borda localizado à direita, em uma região bastante diferente das anteriores, apresenta um histograma completamente diferente dos outros dois pontos. Para facilitar a comparação entre os histogramas, seus valores foram substituídos por níveis de cinza: quanto mais escura a cor da posição no histograma, maior é a ocorrência de pontos da borda naquele ângulo e distância.

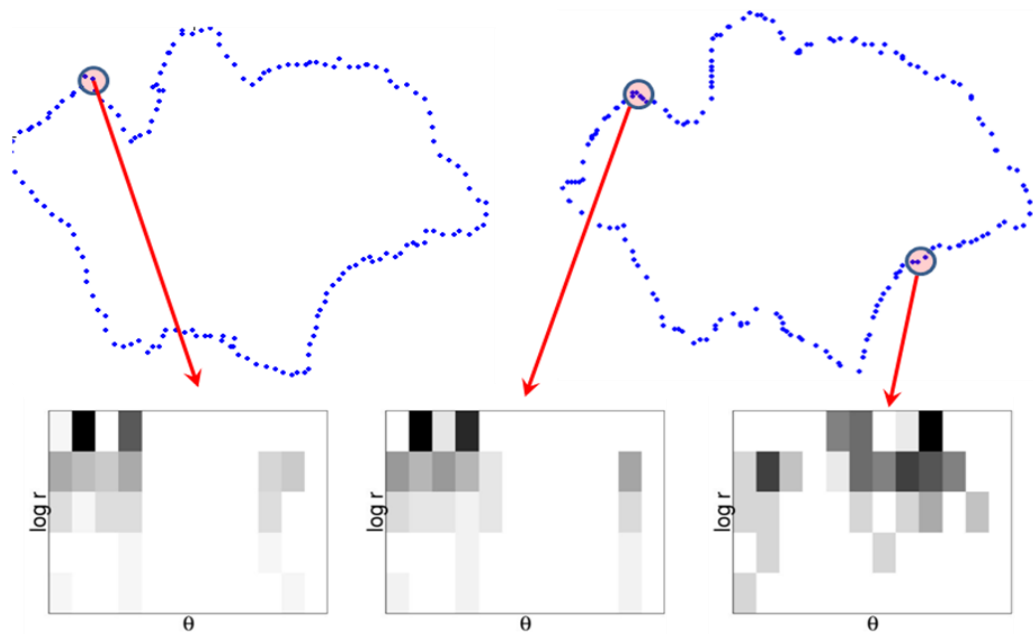


Figura 32. Comparação entre histogramas de três pontos distintos de duas bordas obtidas dos sinus frontais do mesmo indivíduo.

O método *Shape Context* não é “naturalmente” invariante à rotação e escala, uma vez que o diagrama polar-logarítmico trabalha com inclinações e distâncias fixas de cada ponto em relação aos demais. No entanto, é possível realizar alinhamentos de rotação e escala entre as formas antes de executar o método, tomando algumas características da imagem como ponto de referência. Para o tratamento da escala, pode-se normalizar as distâncias radiais do diagrama pela média das distâncias entre todos os pontos da borda. A invariância à rotação pode ser conseguida, computando o vetor tangente a cada ponto em relação ao eixo-x, ao invés da inclinação entre dois pontos.

5.2.1 Casamento entre Sinus Frontais Considerando o Contexto da Forma

Para o método *Shape Context*, o casamento entre dois sinus frontais é feito através do cálculo da similaridade entre eles. A similaridade é determinada pelo custo do melhor alinhamento obtido entre os dois sinus, utilizando os descritores dos contextos de forma para cada um dos pontos pertencentes às suas bordas. Quanto menor o custo de alinhamento, maior o grau de similaridade entre os sinus frontais.

Dados dois pontos p_i e p_j , pertencentes a cada uma das bordas sendo comparadas, o custo de casamento C_{ij} entre os pontos p_i e p_j , é dado pela equação (7), onde $h_i(k)$ e $h_j(k)$ denotam os histogramas normalizados dos pontos p_i e p_j , respectivamente, e K representa a quantidade de compartimentos do histograma [3]. Como os contextos das formas associados a cada ponto são distribuições representadas por histogramas, é natural utilizar-se o teste estatístico χ^2 .

$$C_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)} \quad (7)$$

5.3 Método Baseado nas Estatísticas dos Ângulos de Raios (BAS)

Proposto por Arica e Vural [2], o método BAS (*Beam Angle Statistics*) para a análise e reconhecimento de formas baseia-se primordialmente na representação dos contornos de um objeto (que por natureza é uma função 2-D) em uma função 1-D, mais consistente com o sistema visual humano. Em outras palavras, esta função 1-D deve representar todas as concavidades e convexidades de um objeto com o mínimo de distorções [2].

Para tanto, o descritor de formas proposto pelo método BAS é baseado nos raios (*beams*), que são as linhas que conectam um ponto de referência aos demais pontos da borda. As características de cada ponto da borda podem ser extraídas pela utilização dos raios dentro de um determinado sistema de vizinhança [2].

Uma borda $B = \{p(1), \dots, p(N)\}$ é representada por uma sequência de pontos conectados

$$p(i) = (x(i), y(i)) \quad i = 1, \dots, N \quad (8)$$

onde N é o número de pontos da borda e $p(i) = p(i+N)$. Para cada ponto $p(i)$, os raios de $p(i)$ podem ser representados pelo conjunto de vetores

$$L(p(i)) = \{ V_{i+j}, V_{i-j} \} \quad (9)$$

onde V_{i+1} e V_{i-1} são os vetores posteriores e anteriores que conectam $p(i)$ com os pontos $p(i+j)$ e $p(i-j)$ na borda, para $j=1, \dots, N/2$.

A Figura 33 (a) exibe os raios do ponto $P(i)$ e a Figura 33 (b) exibe os pixels vizinhos de $P(i)$ nos diferentes níveis no sistema de vizinhança.

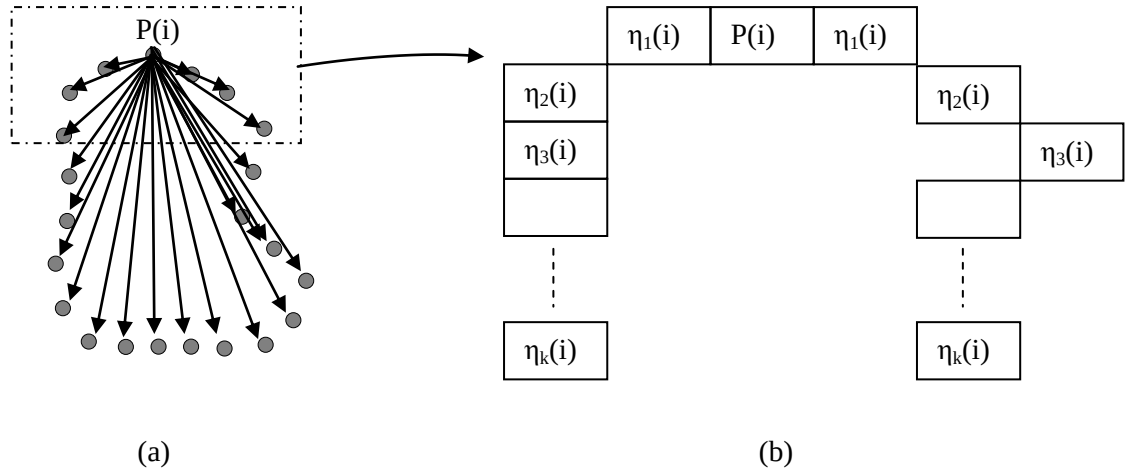


Figura 33. (a) Raios lançados do ponto $P(i)$. (b) Sistema de vizinhança do ponto $P(i)$.

O sistema de vizinhança de ordem K é definido por:

$$p(i \pm K) \in \eta_K(p(i)) \quad \forall p(i), \quad i = 1 \dots N, \quad K = 1 \dots N/2 \quad (10)$$

Note que, para cada sistema de vizinhança K , há um único par de raios conectando $P(i)$ a $P(i \pm K)$.

A inclinação de cada raio pode então ser definida por:

$$\theta_{V_{i+l}} = \tan^{-1} \frac{\Delta_{Y_{i+l}}}{\Delta_{X_{i+l}}}, \quad l = \pm k \quad (11)$$

Finalmente, para o ponto $P(i)$, o ângulo entre os raios posterior e anterior na vizinhança de ordem K , é dado por:

$$C_K(i) = \left| \theta_{V_{i-k}} - \theta_{V_{i+k}} \right| \quad (12)$$

A Figura 34 exibe o ângulo entre os raios na vizinhança de ordem 4 ($C_4(i)$) do ponto $P(i)$.

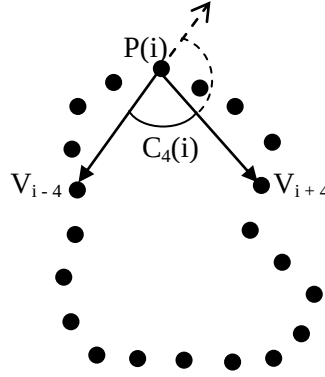


Figura 34. Ângulo entre os raios na vizinhança de ordem 4 para o ponto $P(i)$.

Após o cálculo dos ângulos entre os raios de todos os pontos da borda, o teorema dos momentos é utilizado para extrair as informações estatísticas necessárias para obter a função desejada, da qual cada vale e montanha correspondem a uma concavidade e convexidade pertencente ao objeto, respectivamente [2].

Formalmente, os momentos podem ser descritos da seguinte maneira: para cada ponto $p(i)$ da curva Γ , o ângulo entre os raios $C_K(i)$ na vizinhança η_K pode ser tomado como uma variável aleatória para a função de densidade de probabilidade $P_K(C_K(i))$. Dessa forma, o BAS determina um descritor de formas compacto e o m -ésimo momento da variável aleatória $C_K(i)$ é definida como:

$$E[C^m(i)] = \sum_K C_K^m P_K(C_K(i)) \quad m = 0, 1, 2, 3, \dots \quad (13)$$

onde E indica o valor de operador esperado e $P_K(C_K(i))$ é a função de densidade de probabilidade de $C_K(i)$.

Os momentos descrevem o comportamento estatístico dos ângulos entre os raios de cada ponto $p(i)$, que podem então ser representados por um vetor cujos componentes são os momentos destes ângulos:

$$\Gamma(i) = [E[C^1(i)], E[C^2(i)], \dots] \quad (14)$$

Na prática, para representar uma forma, geralmente são necessários apenas os dois primeiros momentos (média e variância) [2,15]. A Figura 35 exibe as bordas de três sinus frontais (à esquerda) e seus dois primeiros momentos em azul e vermelho, respectivamente (à direita). As duas primeiras bordas são do sinus frontal do mesmo indivíduo, obtidas em instantes diferentes e a última borda é do sinus frontal de um segundo indivíduo.

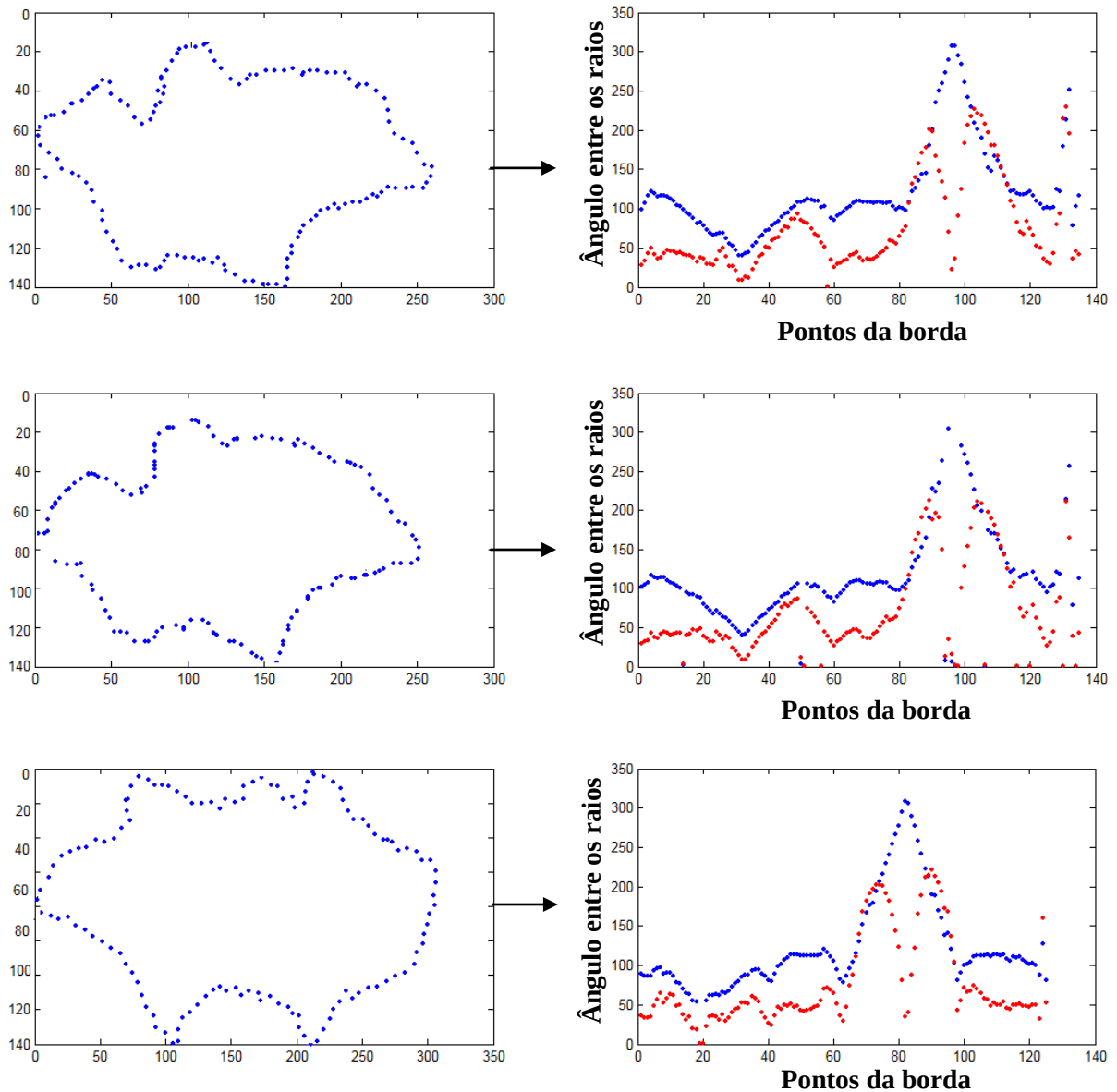


Figura 35. Bordas de três sinus frontais (à esquerda) e seus dois primeiros momentos em azul e vermelho, respectivamente (à direita). As duas primeiras bordas pertencem ao mesmo indivíduo, obtidas em instantes diferentes, e a última pertence a um segundo indivíduo.

Uma das vantagens do método BAS é a sua invariância natural à rotação e escala, uma vez que seu descritor baseia-se tão somente nos ângulos entre os raios.

5.3.1 Casamento entre Sinus Frontais Considerando o Método BAS

Para o método BAS, a medida de similaridade entre dois sinus frontais é determinada pelo custo do melhor alinhamento obtido entre os dois primeiros momentos de cada ponto pertencente às suas bordas. Quanto menor o custo de alinhamento, maior o grau de similaridade entre os sinus frontais.

Calculam-se separadamente os custos de alinhamento para cada momento e o custo final é a diferença entre os custos. Para o cálculo de cada custo, utiliza-se a equação:

$$C_m = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \frac{[E[C^m(i)] - E[C^m(j)]]^2}{E[C^m(i)] + E[C^m(j)]} \quad (15)$$

onde i e j são os pontos das duas bordas, N é o número de pontos total das bordas e m representa cada um dos momentos de cada ponto.

5.4 Avaliação de Métodos para Análise de Formas

Existem diversos métodos para a análise de formas descritos na literatura [21,29]. Assim, do mesmo modo como acontece com os métodos para segmentação de imagens, os métodos para análise de formas devem ser escolhidos de acordo com o problema a ser resolvido e as características dos objetos que serão representados.

Ainda não existem critérios consistentes para avaliação da qualidade de métodos de análise de formas, porém alguns autores [6,23] propuseram alguns critérios, uma lista de qualidades, que um bom método de análise de formas deve ter.

Marr e Nishihara [23] propuseram o seguinte conjunto de critérios de avaliação de métodos para análise de formas: (i) **acessibilidade**, que descreve a dificuldade de computar os descritores de forma em termos do uso de recursos computacionais, como memória e processamento; (ii) **escopo**, que descreve a classe de formas que podem ser descritas pelo

método; (iii) **unicidade**, que aponta se o método consegue descrever de maneira única cada objeto ou cada classe de objetos; (iv) **estabilidade e sensibilidade**, que descrevem quão sensível um descritor pode ser a pequenas mudanças na forma.

Brady [6] propôs um outro conjunto de critérios para a representação de formas, também baseados em qualidades conceituais que não podem ser expressas numericamente, o que torna impossível uma comparação quantitativa exata entre métodos computacionais para análise de formas.

Neste trabalho, no entanto, os dois métodos estudados e implementados para a análise de formas dos sinus frontais foram avaliados quantitativamente e comparados entre si por meio das taxas EER, CRR e curvas ROC (seção 2.2.3) obtidas durante os experimentos. Os resultados desta avaliação estão descritos no Capítulo 7.

5.5 Considerações Finais

Assim como a etapa de segmentação, a extração das características da área de interesse da imagem, ou objeto, é essencial para o reconhecimento biométrico. Diversos métodos de análise de formas, utilizados para realizar a extração de características, são descritos na literatura.

Para a análise de formas de sinus frontais, os métodos baseados em descritores externos, ou seja, nas bordas dos sinus frontais, são os mais apropriados, uma vez que as bordas não apresentam variações significativas ao longo da vida do indivíduo após os 20 anos de idade, a não ser em casos de acidente ou doenças que afetem a área do crânio onde estão localizados os sinus. Dentre os métodos de análise de formas deste grupo, os métodos *Shape Context* e BAS foram profundamente estudados, devido aos excelentes resultados reportados na literatura.

Apesar de não haver critérios consistentes descritos na literatura para avaliar o desempenho de métodos de análise de formas, as ferramentas estatísticas para obtenção de taxas de erro EER, CRR e as curvas ROC podem ser utilizadas para uma avaliação satisfatória destes métodos.

6. Material e Métodos

Neste capítulo são apresentados o material utilizado e a metodologia proposta neste trabalho para realizar o reconhecimento de sinus frontais.

6.1 Material

Nesta seção são descritos o banco de imagens de sinus frontais, bem como os softwares e o hardware utilizados na implementação dos métodos e experimentos.

6.1.1 Banco de Imagens

As técnicas para segmentação e reconhecimento de sinus frontais foram avaliadas utilizando-se um banco contendo 90 imagens de radiografias AP de 29 indivíduos com mais de 20 anos de idade. Nesse conjunto de radiografias há pelo menos duas e no máximo cinco imagens de radiografias para cada indivíduo.

As imagens encontram-se na mesma escala e orientação, uma vez que o aparelho de raios-X utilizado na obtenção das radiografias contava com um suporte para centralização e imobilização do crânio do paciente

As radiografias foram obtidas dos arquivos de radiografias do Denver Growth Study, mantidos pela Faculdade de Odontologia da Universidade de Michigan, localizada em Ann Arbor, Michigan, EUA.

A Figura 36 exibe 8 imagens de sinus frontais extraídos do banco de imagens utilizado nos experimentos.

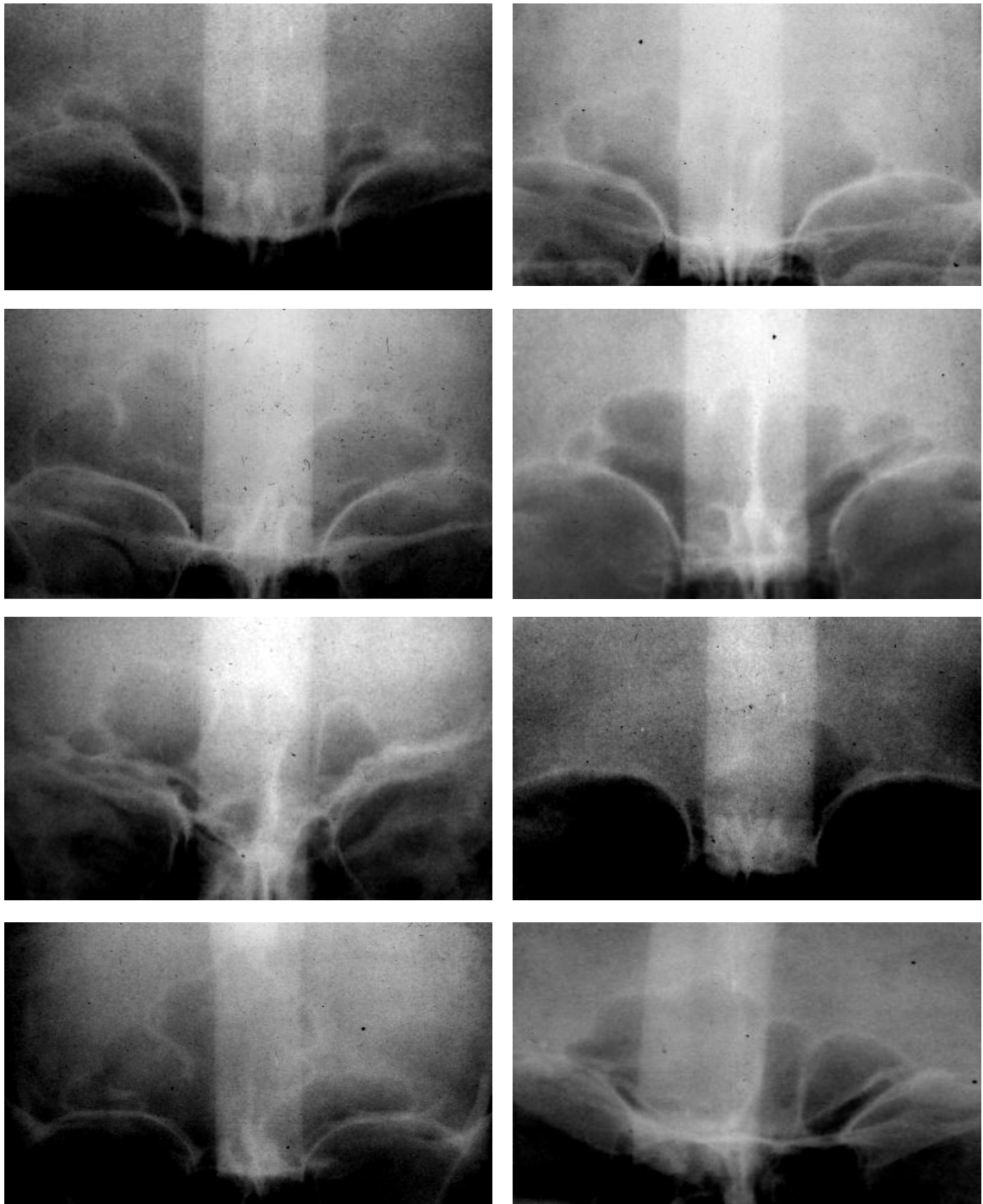


Figura 36. Imagens de sinus frontais obtidas dos arquivos de radiografias do Denver Growth Study, da Faculdade de Odontologia da Universidade de Michigan.

6.1.2 Ground Truth

Com o objetivo de propiciar uma avaliação consistente do método de segmentação proposto, realizou-se, sob a supervisão de um profissional médico da área de Radiologia do Hospital Estadual de Bauru, a segmentação manual dos sinus frontais do banco de imagens descrito na seção 6.1.1. Ao final do processo obteve-se um banco de bordas “verdadeiras” dos sinus frontais, o *ground truth*, com o qual é possível realizar a avaliação supervisionada do método de segmentação, como descrito na seção 4.4.

Para a segmentação manual, foi utilizada a ferramenta “*paint brush*” do software de edição de imagens Serif Photoplus¹. Sobre uma nova camada na imagem original, a borda foi manualmente traçada com a utilização do mouse e os pontos da borda puderam ser extraídos diretamente da camada superior, como mostra a Figura 37.

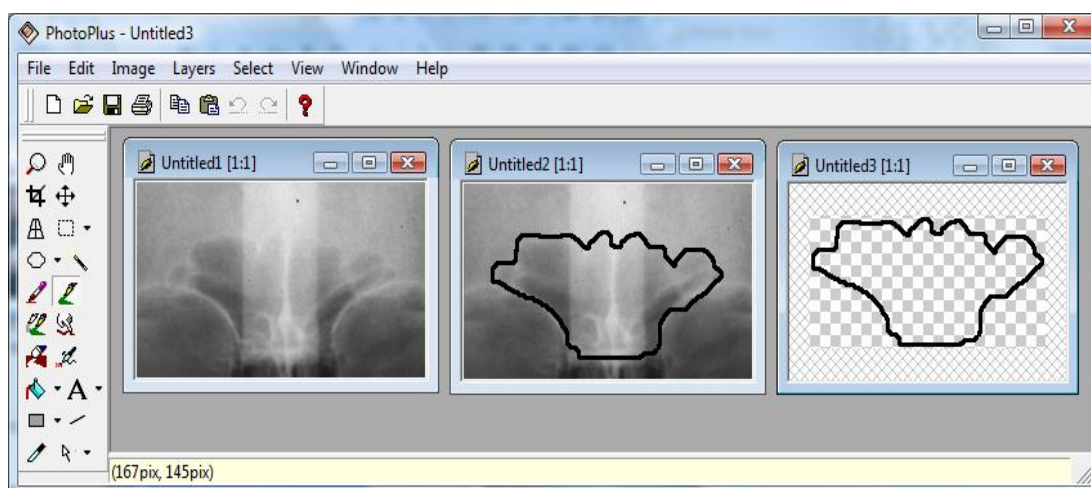


Figura 37. Imagem original de um sinus frontal (à esquerda), sua borda desenhada sobre uma camada superior sobreposta à imagem original (ao centro) e sua borda extraída (à direita).

6.1.3 Softwares e Hardware

Para a segmentação manual das imagens de sinus frontais, foi utilizado o software de edição de imagens Serif Photoplus¹.

Para os experimentos com o método DIFT, foi utilizado o software Mflow², desenvolvido pelos próprios criadores do método, Falcão e Bergo [14].

¹ SERIF Photo Plus. **Software**. Disponível em: <http://www.freerisefsoftware.com/>

² Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

Para a implementação e experimentos dos métodos *Watershed*, *Shape Context* e BAS foi utilizado o ambiente de programação Matlab¹.

Todos os experimentos foram realizados em um computador padrão PC, com processador Intel Centrino Duo 1.6 GHz e 2 GB de memória RAM.

6.2 Método Proposto

Nesta seção, o método proposto para o reconhecimento de sinus frontais é apresentado, descrevendo-se em detalhes as etapas que o compõem. Em cada uma das etapas apresentadas são descritos os processos de um sistema biométrico baseado no método proposto.

Como descrito na seção 2.2.1, os sistemas biométricos são compostos de duas fases principais: **registro** e **reconhecimento**. Desse modo, as duas fases do sistema biométrico baseado no método proposto, são apresentadas nas seções 6.2.1 e 6.2.2.

6.2.1 Fase de Registro

O objetivo principal da fase de registro é obter descritores de sinus frontais a partir de imagens digitais de radiografias AP antemortem de indivíduos que se deseja identificar, de forma que possam ser armazenados, de forma compacta, em um banco de dados e, posteriormente, na fase de reconhecimento, possam ser submetidos a um processo de análise de similaridade contra sinus frontais obtidos de radiografias AP post-mortem.

A Figura 38 exibe uma visão geral da fase de registro de um sistema biométrico baseado no método proposto.

¹ MATLAB 7.0. **Software**. Disponível em:

http://www.mathworks.com/products/featured/embeddedmatlab/index.html?s_cid=HP_MI_EmbeddedMATLAB

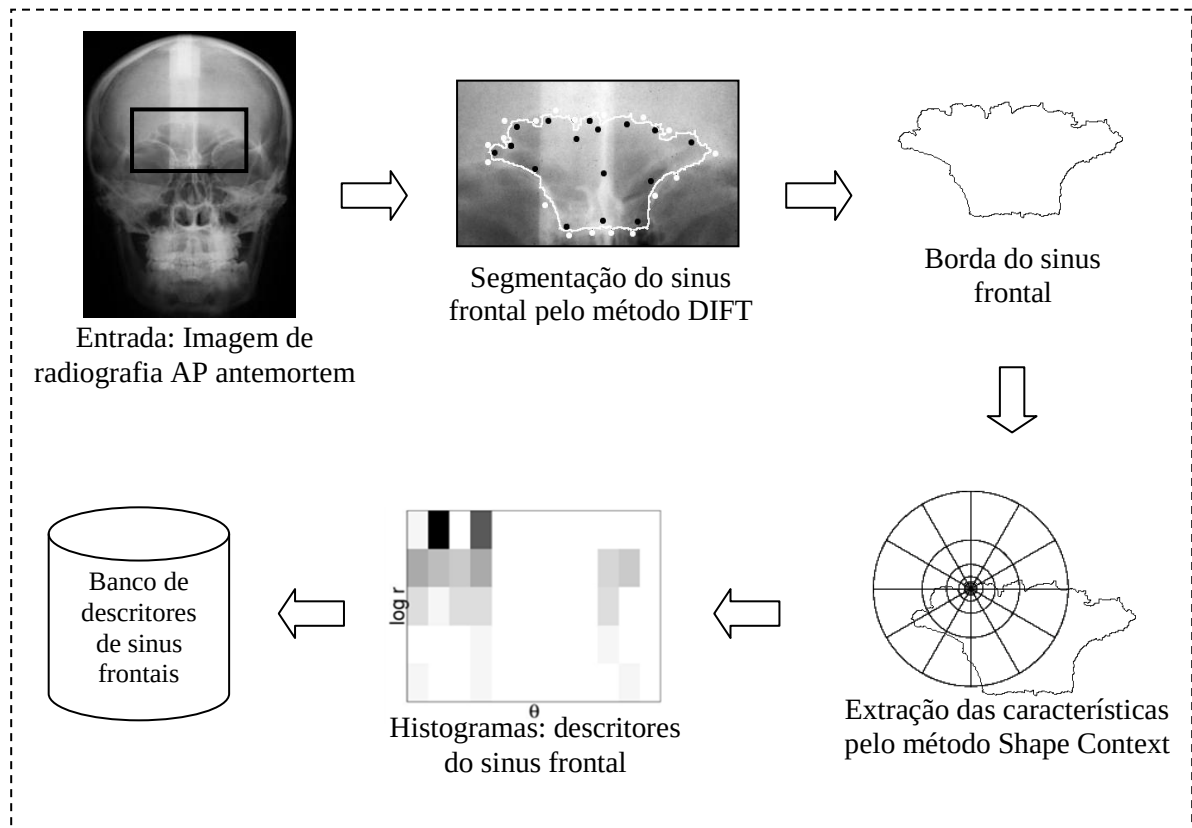


Figura 38. Fase de registro de um sistema biométrico baseado no método proposto.

As etapas que compõem a fase de registro são: entrada de dados, segmentação, extração de características e armazenagem em banco de dados.

Entrada de dados

São apresentadas ao sistema, imagens digitais de radiografias AP antemortem de indivíduos que se deseja cadastrar.

Segmentação

Os sinus frontais presentes nas imagens das radiografias são segmentados utilizando-se o método da Transformada Imagem-Floresta Diferencial (DIFT), proposto por Falcão e

Bergo [14] e descrito na seção 4.3. Ao final do processo de segmentação, imagens binárias contendo apenas as bordas dos sinus frontais são obtidas e submetidas à extração de características.

Extração de características

As características das bordas dos sinus frontais segmentados são extraídas por meio do método *Shape Context* para análise de formas, proposto por Belongie et al. [4] e descrito na seção 5.2. O processo de extração resulta em um histograma polar-logarítmico para cada um dos pontos das bordas dos sinus frontais.

Armazenagem na Base de Dados

Os histogramas, que são os descritores dos sinus frontais para o método *Shape Context*, são armazenados em um banco de dados (de *templates*) para serem utilizados na fase de reconhecimento.

6.2.2 Fase de Reconhecimento

Na fase de reconhecimento, a imagem digital de uma radiografia AP post-mortem de um indivíduo (imagem de consulta) é apresentada ao sistema biométrico a fim de se determinar a identidade deste, através do cálculo de similaridade dos descritores de seu sinus frontal em relação aos descritores dos sinus frontais armazenados em um banco de dados na fase de registro.

A Figura 39 exibe uma visão geral da fase de reconhecimento de um sistema biométrico baseado no método proposto.

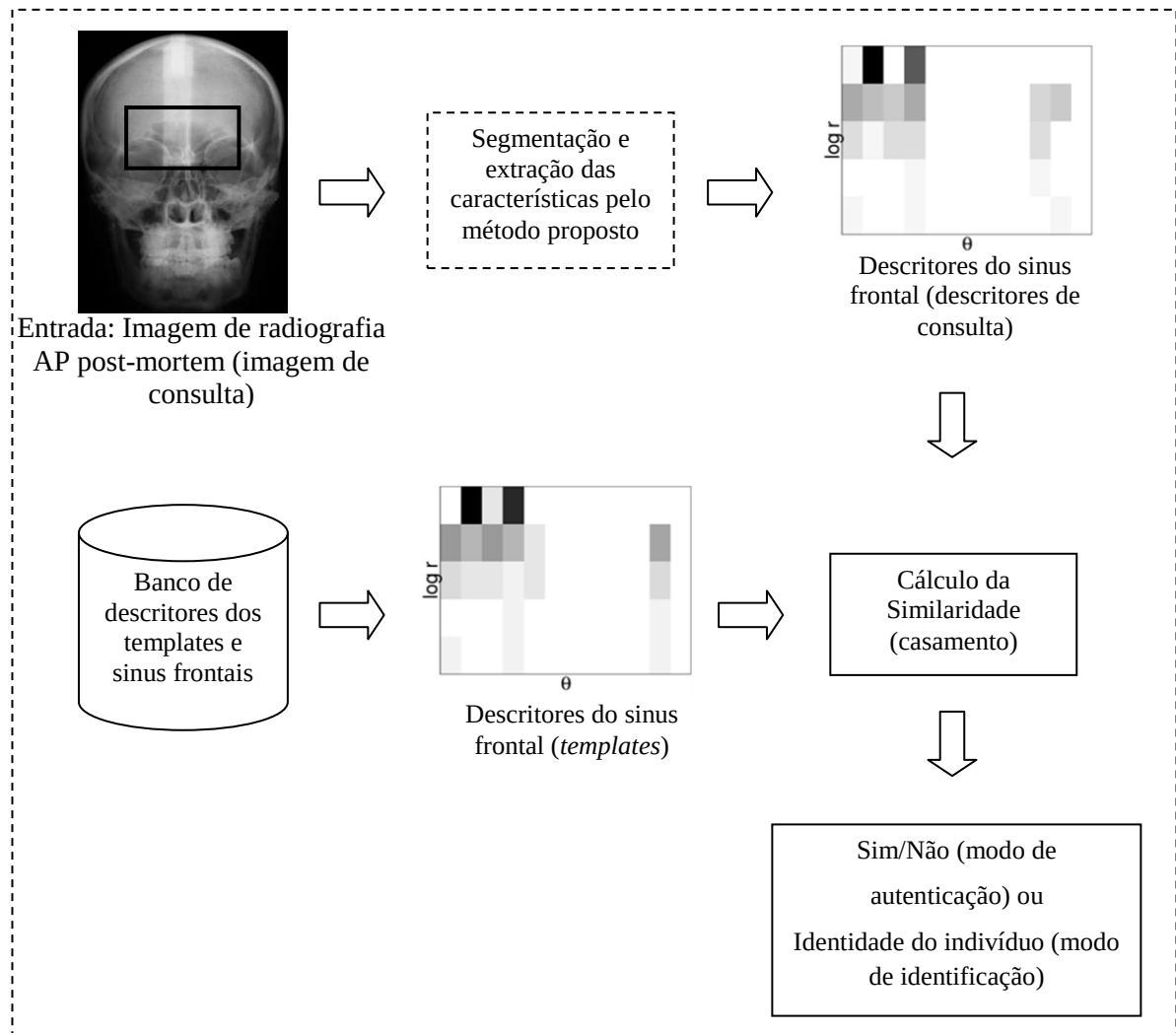


Figura 39. Fase de reconhecimento para o método proposto.

As etapas que compõem a fase de reconhecimento são: entrada de dados, casamento e decisão.

Entrada de dados

A entrada do sistema de reconhecimento de sinus frontais é uma imagem de uma radiografia AP, denominada imagem de consulta. A imagem de consulta é apresentada ao sistema e os descritores do sinus frontal são obtidos de modo idêntico ao descrito na fase de registro.

Casamento

Os graus de similaridade entre os descritores do sinus frontal de consulta e todos os descritores dos sinus frontais armazenados no banco de dados (os *templates*) são obtidos como descrito na seção 5.2.1.

Decisão

Se o sistema biométrico estiver operando no modo de autenticação, ou seja, se existir uma hipótese prévia para a identificação do cadáver, o sistema aceitará ou rejeitará a identidade presumida, dependendo do valor do limiar estabelecido para o grau de similaridade entre o sinus frontal de consulta e os templates.

De outro modo, se o sistema biométrico estiver operando no modo de identificação, será retornada uma lista ordenada contendo as identidades associadas aos m templates do banco de dados que apresentam os maiores graus de similaridade com o sinus frontal de consulta.

6.2.3 Avaliação de Desempenho do Método Proposto

Para realizar uma avaliação de desempenho consistente do método proposto para reconhecimento de sinus frontais, além dos experimentos realizados com os métodos de segmentação de imagens e análise de formas que o compõem (DIFT e *Shape Context*), foram realizados experimentos com outros métodos de segmentação e análise de formas.

Além do método manual de segmentação de imagens, descrito na seção 6.1.2, método *Watershed* [43] foi utilizado para fins de comparação de desempenho com o método DIFT, por se tratar de um método comprovadamente eficaz para a segmentação de diversos tipos de imagens, inclusive de imagens médicas. No entanto, devido aos resultados preliminares obtidos durante os experimentos (vide seção 7.1.2), a utilização desse método foi descartada, tendo em vista a baixa qualidade das segmentações dos sinus frontais obtidas.

Portanto, o desempenho do método semi-automático de segmentação dos sinus frontais baseado na DIFT pôde ser avaliado quantitativamente por meio de comparações com a segmentação manual (o *ground truth*).

Os métodos de análise de formas escolhidos para fins de comparação com o método *Shape Context* foram: (i) método de análise por descritores geométricos, proposto por Marana et al.[22] e (ii) método de análise por estatísticas dos ângulos dos raios (BAS), proposto por Arica e Vural [2]. Os dois métodos, assim como o método baseado no contexto da forma, foram implementados em Matlab¹.

Os experimentos realizados com estes métodos seguiram as mesmas etapas de registro e de reconhecimento descritas nas seções 6.2.1 e 6.2.2, respectivamente.

Para cada método de análise de formas, foram utilizadas como entrada as bordas dos sinus frontais do banco de imagens (descrito na seção 6.1.1), segmentadas pelo método manual, com o auxílio de um software gráfico de propósito geral (descrito na seção 6.1.2) e pelo método DIFT, por meio do software Mflow².

O Mflow foi desenvolvido pelos criadores do método DIFT e apresenta uma implementação deste método que permite a marcação por parte do usuário de sementes internas e externas à região de interesse, como mostra a Figura 40. Após a definição das sementes, executa-se o método DIFT e caso a segmentação não esteja satisfatória, é possível determinar novas sementes externas ou internas e executar o software novamente (de modo incremental), até que uma segmentação considerada adequada seja obtida. Ao final do processo de segmentação, uma imagem binária contendo apenas as bordas dos sinus frontais é obtida.

Após a obtenção dos descritores por meio dos três métodos de análise de formas utilizados para as bordas dos sinus frontais segmentados manualmente e pelo método DIFT, foram realizados casamentos entre estes descritores a fim de se obter os graus de similaridade entre todos eles. Dessa forma, nove experimentos foram realizados.

¹ MATLAB 7.0. **Software**. Disponível em:

http://www.mathworks.com/products/featured/embeddedmatlab/index.html?s_cid=HP_MI_EmbeddedMATLAB

² Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

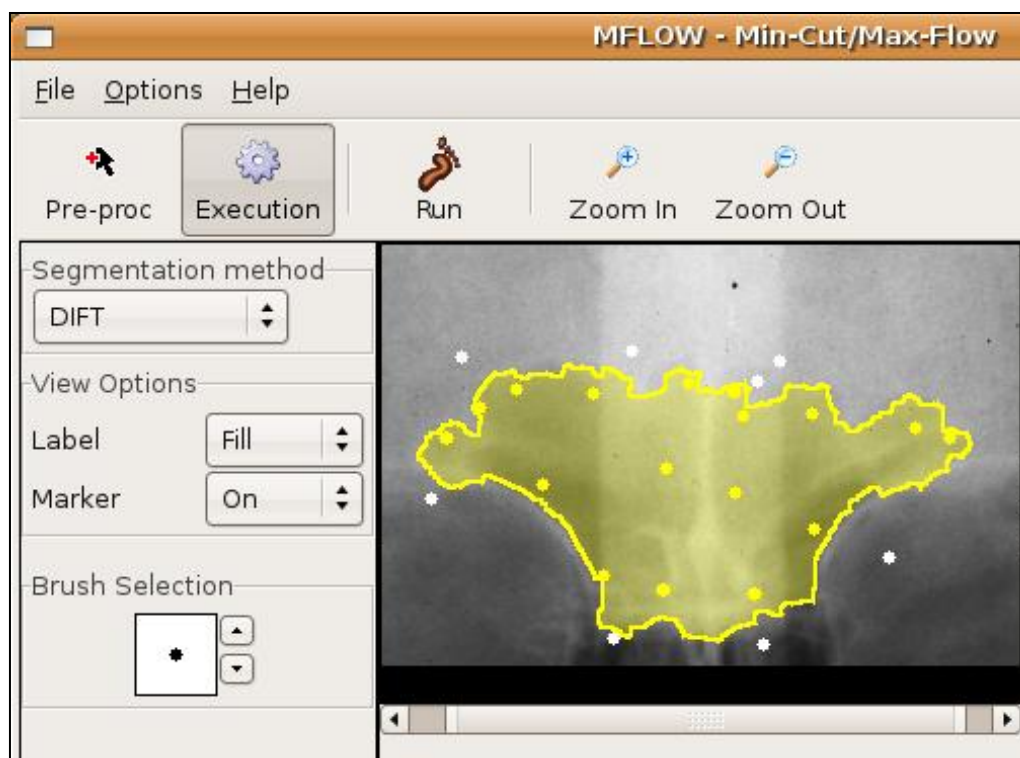


Figura 40. Interface gráfica do software Mflow¹, utilizado para a segmentação dos sinus frontais por meio do método DIFT.

Após a realização de cada experimento foram calculadas as taxas de erro igual (EER) e de recuperação correta (CRR), e traçadas as curvas ROC. Desse modo, foi possível analisar, a partir de diversos cenários, o desempenho do método proposto para reconhecimento dos sinus frontais utilizando-se a transformada imagem-floresta e os descritores do contexto da forma (*Shape Context*), comparativamente à segmentação manual (*ground truth*) e com os descritores de formas alternativos.

A Figura 41 exhibe um esquema geral dos nove experimentos realizados, cada um deles dependendo dos descritores de forma utilizados: análise por descritores geométricos, análise por contexto da forma (*Shape Context*) e análise por BAS.

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

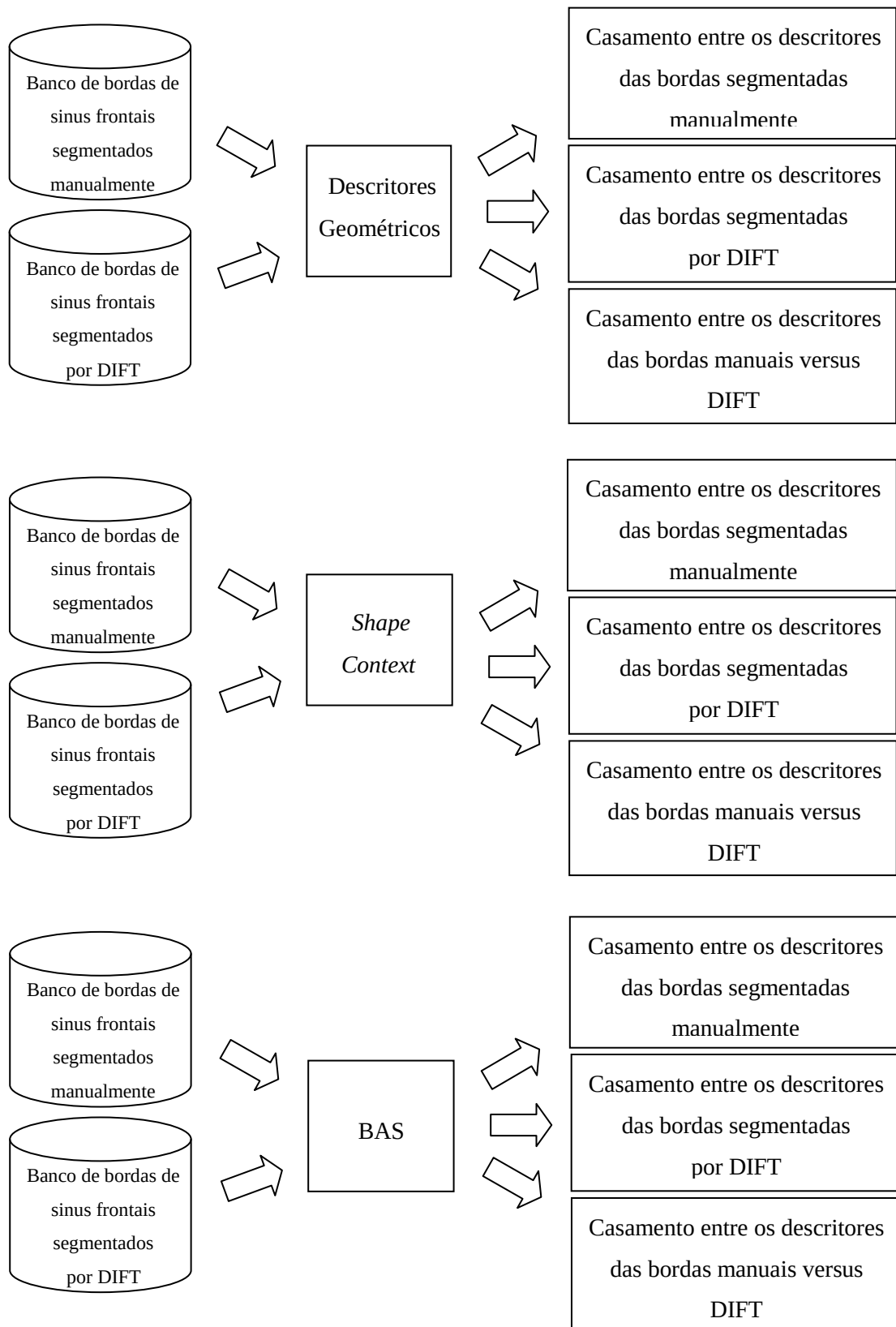


Figura 41. Esquema geral dos nove experimentos realizados para a avaliação do desempenho do método proposto para reconhecimento dos sinus frontais.

7. Resultados Experimentais

Neste capítulo são apresentados os resultados mais relevantes dos experimentos realizados durante o presente trabalho.

7.1 Segmentação de Sinus Frontais

Para fins de comparação da eficácia do método semi-automático de segmentação de sinus frontais baseado na Transformada Imagem-Floresta Diferencial (DIFT) com outro método automático, foram realizados experimentos com o método baseado em *Watershed*. Nas seções 7.1.1 e 7.1.2 são descritos os resultados obtidos com estes dois métodos.

7.1.1 Transformada Imagem-Floresta Diferencial (DIFT)

A avaliação das segmentações dos sinus frontais pelo método DIFT foi realizada de duas maneiras: (i) análise qualitativa, por meio de sobreposição com as segmentações manuais obtidas com a supervisão de um profissional médico da área de Radiologia; e (ii) análise quantitativa, por meio do cálculo da similaridade entre as segmentações obtidas pelo método DIFT e pelo método manual, por meio dos métodos de análise de formas (citados em 6.2.3), e a subsequente geração das taxas EER, CRR e curvas ROC.

Na análise qualitativa, o profissional médico da área de Radiologia que supervisionou a segmentação manual atestou que as segmentações obtidas utilizando-se o método DIFT estavam muito próximas do ideal, pois não foi possível notar diferenças significativas em relação às segmentações manuais.

Os resultados da análise quantitativa para o casamento entre as bordas segmentadas pelo método DIFT versus o método manual (*ground truth*) por meio dos três métodos de análise de formas, estão mostrados na Tabela 3 (pág.78). As taxas de erro igual (EER), de recuperação correta (CRR) e a área sob a curva ROC obtidas mostram o alto grau de similaridade entre as bordas segmentadas pelo método DIFT e as bordas segmentadas manualmente (*ground truth*).

A Figura 42 exibe as segmentações manuais (à esquerda) e pelo método DIFT (à direita) obtidas para algumas imagens do banco (radiografias apresentadas na Figura 7).

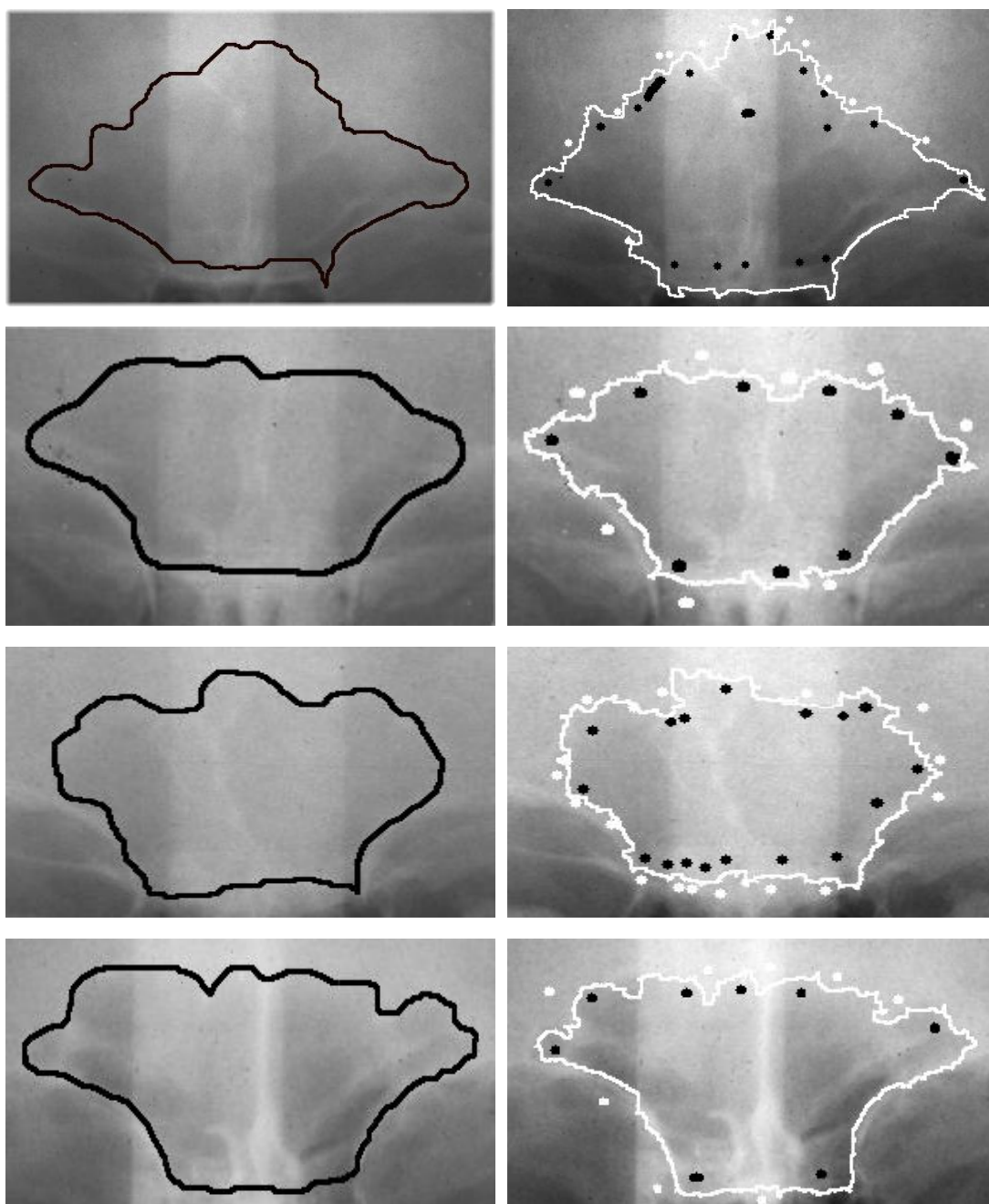


Figura 42. Segmentações dos sinus frontais apresentados na Figura 7, utilizando o método manual (à esquerda) e por DIFT (à direita). Os pontos pretos e brancos representam, respectivamente, as sementes internas e externas definidas pelo usuário.

O profissional médico da área de Radiologia, que supervisionou a segmentação manual para obtenção do *ground truth* realizou também algumas segmentações de sinus frontais manualmente, com o auxílio de um software gráfico de propósito geral (como descrito na seção 6.1.2) e utilizando o software Mflow¹ (como descrito na seção 6.2.3). Desse modo foi possível avaliar o tempo médio gasto por um especialista humano durante os dois tipos de segmentação e obter o relato da experiência do usuário.

O profissional atestou que se sentiu muito mais confortável em realizar as segmentações pelo método DIFT do que pelo método manual, utilizando o software PhotoPlus, uma vez que no método DIFT (implementado no software Mflow) há apenas a necessidade de se selecionar alguns pontos (sementes) dentro e fora da área de interesse.

O tempo médio das segmentações realizadas pelo especialista utilizando o software Mflow sem prévio treinamento (apenas com orientação verbal dos procedimentos) foi de 65 segundos. Nas segmentações manuais, utilizando-se o software PhotoPlus, o tempo médio foi de 58 segundos. Estima-se que com treinamento adequado, os dois tempos médios podem diminuir, porém de forma mais significativa para o software Mflow.

7.1.2 Watershed

Inicialmente, os sinus frontais do banco de imagens foram submetidos ao algoritmo do método Watershed implementado em Matlab², sendo que em todos os casos ocorreu o problema de super segmentação (descrito na seção 4.2). Dessa forma, foi realizada uma etapa de pré-processamento, onde se aplicou um filtro passa-baixa gaussiano com níveis graduais de frequência de corte até que, visualmente, a segmentação por *Watershed* se aproximasse da ideal, ou seja, ocorre-se a detecção de apenas uma região na área interna dos sinus frontais, cujas bordas fossem visualmente próximas às segmentadas manualmente (*ground truth*).

No entanto, em nenhum caso foi possível chegar a apenas uma região interna dos sinus frontais, pois ao diminuir gradativamente a frequência de corte do filtro passa-baixa a fim de diminuir o número de regiões, ocorreu o “vazamento” entre regiões, eliminando partes da borda dos sinus.

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

² MATLAB 7.0. **Software**. Disponível em:

http://www.mathworks.com/products/featured/embeddedmatlab/index.html?s_cid=HP_MI_EmbeddedMATLAB

As Figura 43 (a) e (b) exibem as imagens de dois sinus frontais. As Figura 43 (c) e (d) exibem as segmentações por Watershed para os sinus frontais das imagens (a) e (b) onde é possível visualizar o fenômeno de super segmentação.

As Figura 43 (e) e (f) exibem as segmentações obtidas por Watershed mais próximas do ideal para os sinus frontais das imagens (a) e (b), submetidas anteriormente ao filtro passa-baixa em determinadas frequências de corte.

As Figura 43 (g) e (h) exibem as segmentações obtidas por Watershed para os sinus frontais das imagens (a) e (b), submetidas anteriormente ao filtro passa-baixa em determinadas frequências de corte que ocasionaram “vazamento” entre regiões, eliminando partes da borda dos sinus.

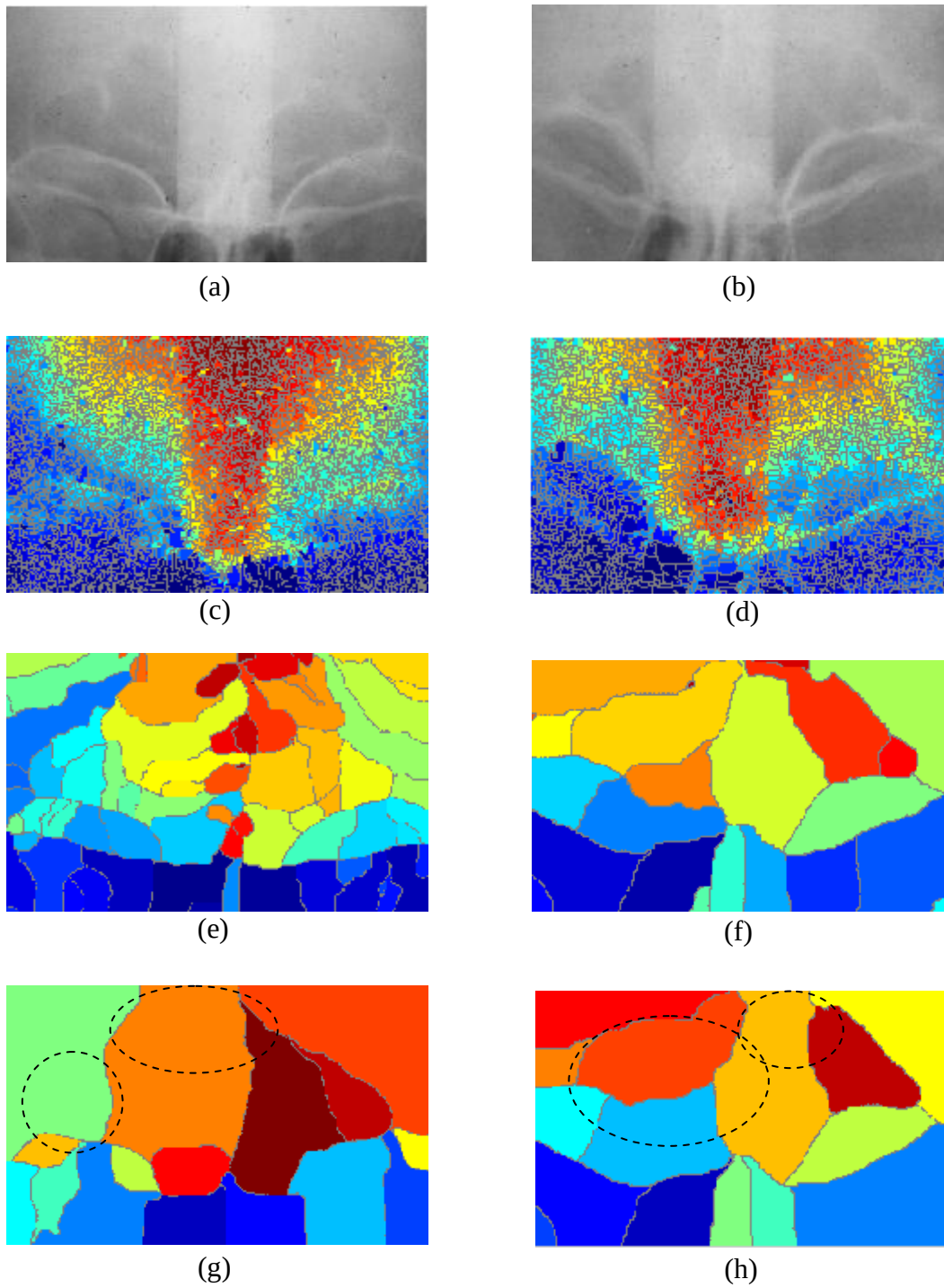


Figura 43. Imagens de 2 sinus frontais (a) e (b) e suas respectivas segmentações por *Watershed* para frequências incrementais de corte do filtro passa-baixa (c), (d), (e), (f), (g) e (h).

7.2 Reconhecimento de Sinus Frontais

Para a avaliação do desempenho dos métodos para reconhecimento de sinus frontais implementados, foram realizados nove experimentos. Para cada método de análise de formas, os seguintes casamentos entre os bancos de bordas foram feitos: (i) casamento e cálculo da similaridade entre as bordas segmentadas manualmente; (ii) casamento e cálculo da similaridade entre as bordas segmentadas pelo método DIFT e (iii) casamento e cálculo da similaridade entre as bordas segmentadas manualmente versus as bordas segmentadas pelo método DIFT.

Os resultados obtidos para cada método de reconhecimento de sinus frontais estão descritos na Tabela 3. Em destaque, os resultados para o método proposto no presente trabalho.

Tabela 3. Resultados dos experimentos realizados para avaliar os métodos de reconhecimento de sinus frontais.

Em destaque, os resultados obtidos pelo método proposto no presente trabalho.

Descritores da Forma	Método de Segmentação	EER (Equal Error Rate)	CRR (Correct Retrievals Rate) Top 1	Área aproximada sob a curva ROC (x 100)	Tempo médio de casamento (em segundos)
Geométrico	Manual	12,22%	36,7%	6,35	0,20
	DIFT	12,63%	26,7%	6,05	0,21
	Manual vs. DIFT	12,39 %	52,22%	5,85	0,19
Shape Context	Manual	3,85%	100%	0,625	0,12
	DIFT	3,73%	95,5%	0,70	0,18
	Manual vs. DIFT	7,37%	95,5%	1,56	0,17
BAS	Manual	8,28%	91,1%	2,45	0,2
	DIFT	8,81%	83,33%	2,95	0,21
	Manual vs. DIFT	10,52%	75,6%	4,25	0,22

A Figura 44 exibe as curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre bordas segmentadas manualmente. A Figura 45 exibe as curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre bordas segmentadas pelo método DIFT. A Figura 46 exibe as curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre bordas segmentadas manualmente versus as bordas segmentadas pelo método DIFT.

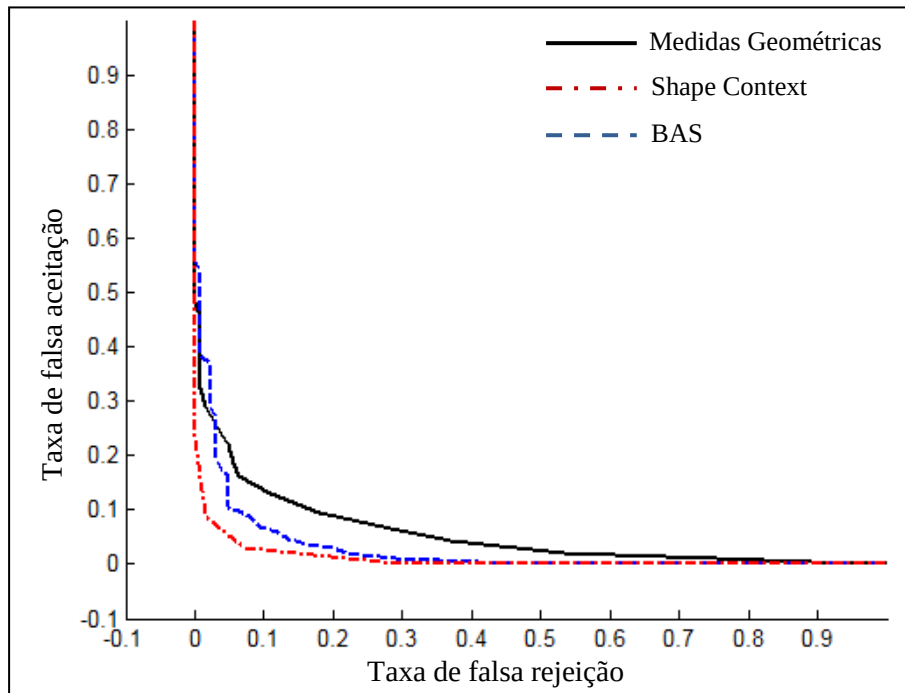


Figura 44. Curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre descritores das bordas de sinus frontais segmentadas manualmente.

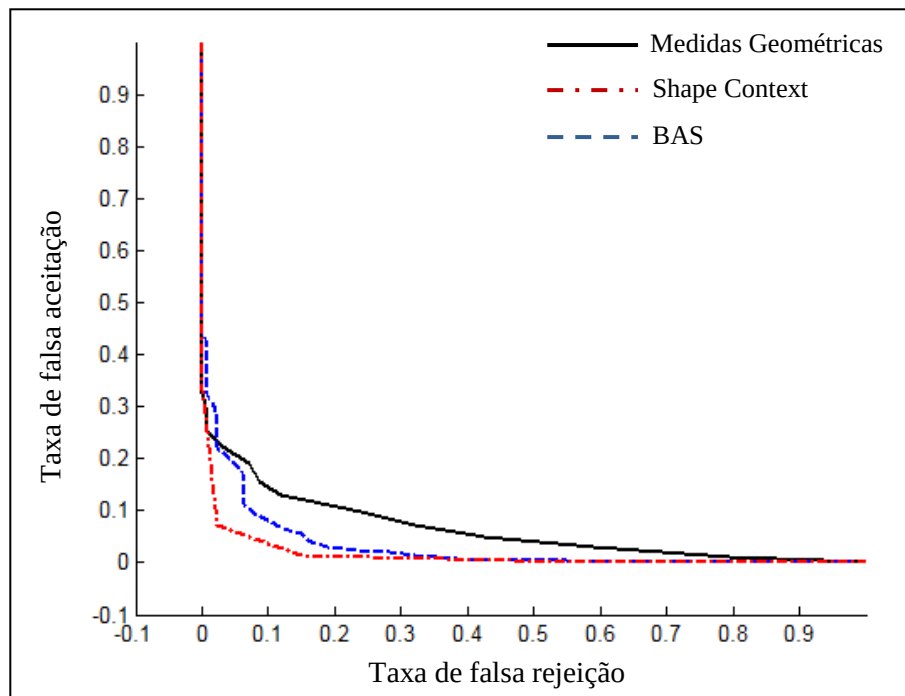


Figura 45. Curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre descritores das bordas de sinus frontais segmentadas pelo método DIFT.

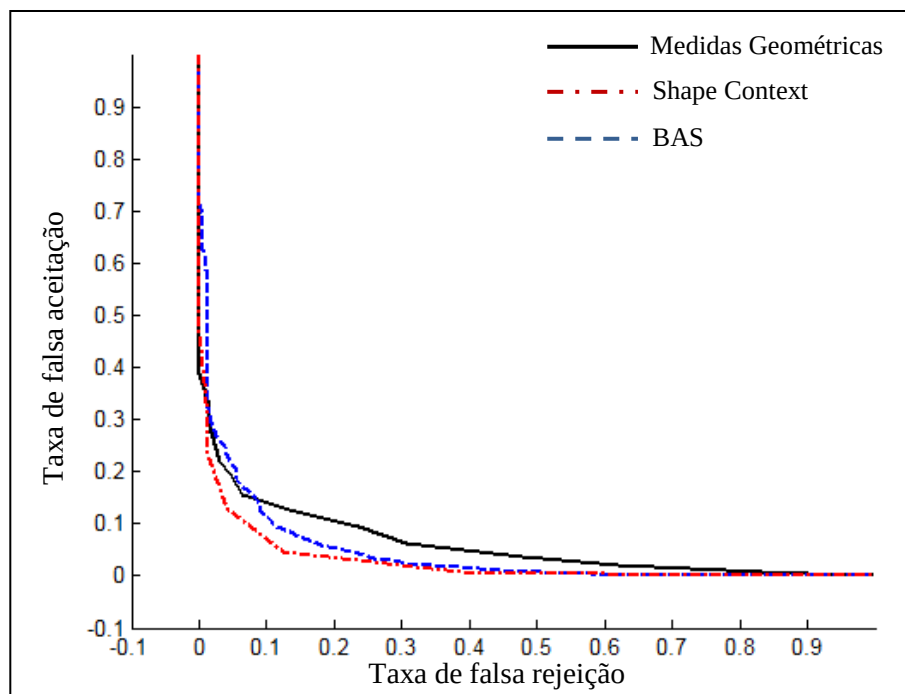


Figura 46. Curvas ROC dos 3 métodos de análise de formas para o casamento entre descritores das bordas de sinus frontais segmentadas manualmente versus os descritores das bordas segmentadas pelo método DIFT.

8. Discussão e Conclusões

Neste Capítulo são discutidas as evidências observadas sobre a efetividade da utilização dos sinus frontais como característica biométrica, as dificuldades encontradas nas pesquisas de trabalhos anteriores correlatos, a análise dos resultados obtidos durante os experimentos realizados e as conclusões decorrentes das observações feitas durante a realização do presente trabalho.

8.1 Utilização dos Sinus Frontais como Característica Biométrica

Os sinus frontais consistem em um par de cavidades loculadas e irregulares, localizadas dentro do osso frontal do crânio, que se comunicam com a fossa nasal através do infundibulum [8,36], e se desenvolvem embrionariamente de uma célula etmoidal, não sendo visíveis ao nascimento. Eles começam a se desenvolver a partir do segundo ano de vida e atingem seu tamanho máximo por volta do vigésimo ano, permanecendo estáveis a partir de então [1,16,38,40,41]. Acredita-se que apenas 5% da população não possuam essas cavidades ósseas.

Os detalhes e formatos dos sinus frontais podem ser visualizados por meio de radiografias anteroposteriores e podem, desse modo, ser medidos. Investigações prévias mostraram, por meio de medições manuais, que os padrões dos sinus frontais são altamente variáveis entre indivíduos distintos e parecem ser únicos para cada indivíduo.

Todas essas características dos sinus frontais: permanência, unicidade, universalidade, coletabilidade, além do fato dos sinus frontais apresentarem durabilidade mesmo após a morte, fazem dessa característica física um ótimo descritor biométrico para identificação humana post-mortem para aplicações forenses.

No entanto, durante a realização do presente trabalho, verificou-se que há grande dificuldade em se obter radiografias anteroposteriores de pessoas acima dos 20 anos de idade, seja por questões de confidencialidade ou até mesmo pela simples inexistência de arquivos apropriados nos centros médicos para armazenamento das radiografias. Estas questões podem representar um importante obstáculo para o reconhecimento de indivíduos baseado em sinus

frontais, uma vez que é imprescindível a existência de uma radiografia antemortem da pessoa que se deseja identificar.

Por outro lado verificou-se também que algumas instituições na área da Saúde já fazem uso de sistemas PACS (Picture Archiving and Collection System – Sistema de Coleta e Arquivamento de Imagens) para o gerenciamento de sistemas de informações hospitalares, como, por exemplo, o Hospital Estadual de Bauru. Estes sistemas armazenam digitalmente as radiografias dos pacientes, evitando a perda dos dados e facilitando a localização e utilização das mesmas em sistemas biométricos computacionais, como o proposto neste trabalho. É provável que num futuro próximo sistemas como este sejam utilizados em larga escala nos centros médicos, reduzindo o problema da inexistência das radiografias antemortem.

8.2 Trabalhos Anteriores sobre Identificação Humana Baseada em Sinus Frontais

Após uma revisão cuidadosa da literatura, percebeu-se que são poucos os trabalhos realizados sobre a identificação humana baseada em sinus frontais, sendo que, dos poucos trabalhos encontrados, nenhum tinha como proposta o reconhecimento totalmente automático dos sinus frontais para auxiliar e tornar mais ágil a identificação humana post-mortem, baseada nessa característica física.

Diante desse cenário, surgiu a proposta desse trabalho com o objetivo de realizar o reconhecimento dos sinus frontais utilizando a Transformada Imagem-Floresta Diferencial como um método para segmentação semi-automática dos sinus frontais a partir de radiografias anteroposteriores, com mínima intervenção humana, e a subsequente extração automática de descritores baseados no contexto da forma dos sinus frontais. Também é automática a comparação final entre as imagens de consulta dos sinus frontais e os descritores dos *templates* armazenados na base de dados, realizada por meio de uma métrica de similaridade estatística aplicada sobre os descritores.

A pouca quantidade de trabalhos publicados correlatos ao presente trabalho constitui-se em importante obstáculo na avaliação do desempenho do método proposto, uma vez que não há grande base para comparação. Esta dificuldade foi contornada através da implementação e realização de experimentos com outros métodos de segmentação de imagens e análise de formas.

8.3 Análise dos Resultados dos Experimentos

Nas seções 8.3.1 e 8.3.2 são feitas discussões e conclusões sobre o desempenho dos métodos de segmentação e extração de características, respectivamente. Na seção 8.3.3, são analisados os resultados obtidos para o método de reconhecimento de sinus frontais proposto, que se constitui na combinação dos métodos DIFT e *Shape Context* para segmentação e extração das características.

8.3.1 Segmentação de Sinus Frontais

Dentre as fases necessárias para o reconhecimento de sinus frontais, a segmentação correta dos sinus frontais a partir de imagens de radiografias anteroposteriores é sem dúvida a mais desafiadora e importante, pois da segmentação correta depende o sucesso das demais etapas. Essa etapa apresenta dificuldades devido às características inerentes das radiografias que apresentam ruídos e contém projeções sobrepostas de várias estruturas tridimensionais do crânio.

Para poder confrontar os resultados da segmentação obtidas por meio do método baseado na Transformada Imagem-Floresta Diferencial, decidiu-se obter o *ground truth* das segmentações da base de imagens disponíveis para a realização dos experimentos e avaliação das técnicas propostas. O *ground truth* foi obtido por meio de segmentação manual dos sinus frontais, auxiliado por um software gráfico de propósito geral e supervisionado por um profissional médico da área de Radiologia. Também foi avaliado o desempenho do método de segmentação baseado em *Watershed*.

O método *Watershed* para a segmentação de imagens foi escolhido para efeito de comparação com os resultados do método DIFT, uma vez que se trata de um método automático bastante popular, com diversos registros de sucesso na literatura, inclusive na segmentação de imagens médicas. No entanto, os resultados dos experimentos mostraram que o método *Watershed* na sua implementação básica não conseguiu realizar a segmentação de forma totalmente automática e satisfatória do sinus frontais. Sendo assim, a utilização deste método foi descartada.

Analisando-se na Tabela 3 os resultados das segmentações obtidos durante os experimentos com o método de segmentação baseado na Transformada Imagem-Floresta

Diferencial (DIFT), observa-se a proximidade dos valores das taxas EER e CRR e das áreas sob as curvas ROC, para todos os métodos de análise de forma utilizados para as segmentações manuais e por DIFT. Apesar da segmentação manual ter obtido na maioria dos casos os melhores resultados para os três métodos de análise de formas, a proximidade dos valores obtidos entre os métodos manual e DIFT, além da análise qualitativa realizada pelo profissional médico da área de Radiologia evidenciam a eficiência do método DIFT na segmentação de sinus frontais, a partir de radiografias anteroposteriores.

Outro fator que deve ser ressaltado, além da eficiência, é o tempo despendido durante o processo de segmentação, em comparação com o método manual. O tempo gasto pelo profissional médico nos dois métodos foi muito próximo, no entanto, é importante considerar que o usuário não possuía experiência prévia na utilização do software MFlow¹ para segmentação por DIFT. Portanto, acredita-se que após alguma experiência de uso, o tempo gasto pelo método DIFT seja bem menor do que o tempo gasto com a segmentação manual.

Por fim, o profissional médico relatou um conforto muito maior na segmentação pelo método DIFT. Esta sensação deve-se, provavelmente, ao menor esforço visual e cansaço físico exigidos para a definição das sementes no método DIFT. Além disso, a segmentação manual exige uma destreza muito maior por parte do usuário na manipulação do dispositivo apontador. Destreza esta que não se pode contar como certa por parte dos usuários.

8.3.2 Extração de Características de Sinus Frontais

Com relação à extração das características, os resultados experimentais obtidos mostraram que o método *Shape Context* obteve, para o banco de imagens utilizado, os melhores resultados dentre os métodos de análise de formas avaliados, independentemente do método de segmentação.

Acredita-se que isto se deve ao fato deste método considerar tanto a inclinação quanto a distância entre os pontos das bordas dos sinus frontais, uma vez que os dois outros métodos avaliados durante os experimentos (descritores geométricos e descritores das estatísticas de ângulos dos raios – BAS) consideram apenas uma destas características separadamente.

O método baseado em descritores geométricos registrou que a largura, a área e o diâmetro de Feret são as características geométricas mais discriminantes dos sinus frontais,

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

todas elas, de alguma forma, relacionadas à distância entre os pontos. No caso do método BAS, apenas os ângulos entre os raios de pontos da borda são considerados.

Outro ponto importante que pode explicar o pior desempenho do método BAS em relação ao método *Shape Context*, é o fato do primeiro ser naturalmente invariante à escala. Foi possível observar durante as pesquisas que há variação entre os tamanhos dos sinus frontais de diferentes indivíduos. Dessa forma, normalizar dois sinus frontais de diferentes indivíduos pela mesma escala pode ter aumentado a similaridade interclasses, aumentando a possibilidade de casamento entre impostores. No método *Shape Context* isso não ocorreu porque não há tratamento de escala automático e o banco de imagens utilizado, como descrito na seção 6.1.1, é composto somente por imagens de sinus frontais com pouquíssima ou nenhuma variação de escala. No caso de se utilizar outro banco de imagens com variações de escala e rotação, o método *Shape Context* precisará contornar esse problema utilizando outra medida do crânio para normalizar as escalas, como por exemplo, a distância intra-ocular, evitando assim o problema de normalização inadequada entre sinus frontais de indivíduos distintos.

8.3.3 Reconhecimento de Sinus Frontais

O método proposto para reconhecimento de sinus frontais, que combina os métodos DIFT e *Shape Context* para segmentação e extração das características obteve a melhor taxa de erro igual ($EER = 3,73\%$) entre todos os outros métodos para reconhecimento de sinus frontais. No entanto, o método proposto obteve a segunda melhor taxa de recuperações corretas (95,5%), ficando atrás apenas do método que combina a segmentação manual com o método *Shape Context* (100%). O mesmo ocorreu para a área sob a curva (0,7 para o método proposto contra 0,625 do outro método).

No entanto, apesar do método para reconhecimento de sinus frontais que combina os métodos manual e *Shape context* para segmentação e extração de características ter obtido uma taxa CRR melhor e uma área sob a curva menor que o método proposto, como anteriormente discutido na seção 8.3.1, a segmentação manual com auxílio de software exige esforço e destreza muito maiores por parte do usuário do que o método DIFT. Sendo assim, é

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

lícito acreditar que usuários com pouca experiência de uso de computadores ou com pouca destreza manual venham a obter melhores resultados através da segmentação pelo método DIFT do que pela segmentação manual.

Desse modo, os resultados experimentais obtidos permitem concluir que o método proposto para o reconhecimento de sinus frontais, que combina a segmentação pelo método DIFT e a extração de características pelo método *Shape Context* é adequado para a identificação forense de indivíduos, baseada nas características de sinus frontais obtidos a partir de radiografias AP antemortem e post-mortem. Além disso, estes resultados corroboram os descritos na literatura sobre a viabilidade do uso das informações dos sinus frontais como uma alternativa para a identificação humana post-mortem em aplicações forenses.

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

9. Trabalhos Futuros

O tratamento de rotação e escala de imagens de sinus frontais é, sem dúvida, o principal problema a ser investigado em futuras pesquisas, uma vez que os resultados foram obtidos sobre um banco de imagens cujas radiografias são invariantes em relação à escala e rotação. Prevê-se que, na prática, esta situação raramente deverá ocorrer, uma vez que radiografias de um mesmo indivíduo obtidas em diferentes aparelhos de raios-X, muito provavelmente apresentarão alterações de escala e rotação.

Há também possibilidades de pesquisas de métodos para segmentação que diminuam ainda mais ou eliminem totalmente a necessidade de intervenção do usuário, apesar de as pesquisas apontarem para a dificuldade da total automatização, devido às características anatômicas dos sinus frontais e os vários ruídos que podem dificultar o processo.

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

Referências Bibliográficas

1. ARAUZ, S. L. **Seno Frontal**. Buenos Aires: El Ateneo, 1943:11-7.
2. ARICA, Nafiz; VURAL, Fatos T. Y. **BAS: a perceptual shape descriptor based on the beam angle statistics**. Pattern Recognition Letters. Vol. 24. Number 9. p. 1627-1639(13). Elsevier. 2003.
3. BELONGIE, Serge; MALIK, Jitendra; PUZICHA, Jan. **Shape context: A new descriptor for shape matching and object recognition**. In NIPS, p. 831-837. November 2000.
4. BELONGIE, Serge; MALIK, Jitendra; PUZICHA, Jan. **Shape Matching and Object Recognition using Shape Contexts**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, April 2002. Vol. 24. No. 24, p. 509-522.
5. BEUCHER, S. **The Watershed transformation applied to image segmentation**. Tenth Pfefferkorn Conf. on Signal and Image Processing in Microscopy and Microanalysis. Scanning Microscopy International, suppl. 6. 1992, p. 299-314. Cambridge, UK. 16-19 sept. 1991.
6. BRADY, M. **Criteria for representations of shape**. In Human and Machine Vision, p. 39-84. Academic Press. 1983.
7. BRAGA, A. C. S. **Curvas ROC: aspectos funcionais e aplicações**. Dissertação de Doutorado. Universidade do Minho, Braga, Dezembro de 2000.
8. BROGDON, B. G. **Forensic Radiology**. CRC Press, 1998.
9. DANNENBERG, R. B.; BIRMINGHAM, W. P.; TZANETAKIS, G.; Meek, C.; Hu, N.; Pardo, B. **The MUSART Testbed for Query-By-Humming Evaluation**. Disponível on-line em <http://ismir2003.ismir.net/papers/Dannenberg.PDF> (Acesso em 18 de Janeiro de 2008).
10. DIGABEL, H.; LANTUÉJOUL, C. **Iterative algorithms**. In Chermant, J.-L., editor, Quantitative analysis of microstructures in materials sciences, biology and medicine, pages 85–99, Stuttgart. Dr. Riederer-Verlag GmbH. 1978.
11. ECKERT, William G. **Introduction to Forensic Sciences**. CRC Press. 2th ed. 1997.
12. FACON, J. **Processamento e Análise de Imagens**. Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Paraná, 2001.
13. FALCÃO, A. X.; CUNHA, B. S.; LOTUFO, R. A. **Design of connected operators using the image foresting transform**. In Proceedings of SPIE on Medical Imaging, volume 4322, pages 468-479, San Diego, CA, Feb 2001.
14. FALCÃO, A. X.; BERGO, F. P. G. **Interactive volume segmentation with differential image foresting transforms**. IEEE Trans. on Medical Imaging, 23(9):1100-1108, 2004.

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>

15. GONZALES, R. C.; WOODS R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. Prentice Hall. 2th ed. 2002
16. HAJEK, M. **Normal anatomy of the frontal sinus**. In: Pathology and Treatment of the Inflammatory Diseases of the Nasal Accessory Sinuses. St. Louis: C.V. Mosby, 1926:35-43.
17. HOOVER, A.; JEAN-BAPTISTE, G.; JIANG, X.; FLYNN, P. J.; BUNKE, H.; GOLDFOG, D. B.; BOWYER, K.; EGGERT, D. W.; FITZGIBBON, A.; FISHER, R. B. **An experimental comparison of range image segmentation algorithms**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(7):673. 1996.
18. JAIN, A. K.; ROSS, A.; PRABHAKAR, S. **An Introduction to Biometric Recognition**. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Special Issue on Image- and Video-Based Biometrics. Vol. 14. No. 1, pp. 4-20, 2004.
19. KIRK, N. J.; WOOD, R. E.; GOLDSTEIN, M. **Skeletal Identification Using the Frontal Sinus Region: A Retrospective Study of 39 Cases**. J Forensic Sci 2002, 47(2):318-323.
20. LATECKI, L.J., LAKAMPER, R., 2000. **Shape similarity measure based on correspondence of visual parts**. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22 (10), 1185–1190.
21. LONCARIC, Sven. **A survey of shape analysis techniques**. Department of Electronic Systems, Faculty of Electrical Engineering and Computing, University of Zagreb, Croatia.
22. MARANA, A. N.; OURA, D. Y.; YAMAMOTO, T.; FALGUERA, F. P. S.; FALGUERA, J. R. **Towards an Automatic Frontal Sinus Identification System**. Anais do II Workshop de Visão Computacional, p. 93-98. USP - São Carlos, 2006.
23. MARR, D.; NISHIHARA, H. **Representation and recognition of the spatial organization of three-dimensional shapes**. Proceedings of the Royal Society of London, B200:269-294. 1978.
24. MATHWORKS. **Site**. Disponível em:
http://www.mathworks.com/company/newsletters/news_notes/win02/watershed.html
25. MIRANDA, P. A. V. **Segmentação de Imagens pela Transformada Imagem-Floresta**. Dissertação de Mestrado. IC-UNICAMP, 2006.
26. MORRIS, O.; M. LEE; CONSTANTINIDES, A. **A unified method for segmentation and edge detection using graph theory**. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP '86. Vol. 11, pp:2051 – 2054. Apr 1986.
27. NAMBIAR, Phrabhakaran; NAIDU, D.K. Murali; SUBRAMANIAM, Krishnan. **Anatomical Variability of The Frontal Sinuses and Their Application in Forensic Identification**. Wiley-Liss Inc., Clinical Anatomy 12:16-19, 1999.
28. PASTORE, J; MOLER, E. **Identificación de Senos Frontales Mediante Factores de Forma y Descriptores de Fourier**.

29. PAVDILIS, T. **A review of algorithms for shape analysis.** Computer Graphics and Image Processing. IEEE Computer Society Press. Los Alamitos, CA, USA. 1995.
30. PECCINI, Grasiela; D'ORNELLAS, Marcos C. **Segmentação de Imagens por Watersheds:** Uma Implementação Utilizando a Linguagem Java. Revista Eletrônica de Iniciação Científica da Sociedade Brasileira de Computação, V, n. IV, 2005.
31. PRATT, W. K. **Digital Image Processing.** John Wiley & Sons, Inc. 3th Ed. 2001.
32. RIBEIRO, F. A. Q. **Standardized measurements of radiographic films of the frontal sinuses: An aid to identifying unknown persons.** Ear, Nose and Throat Journal, Jan 2000, v79, p26.
33. ROERDINK, J. B.; MEIJSTER, A. **A disjoint set algorithm for the watershed transform.** In EUSIPCO'98 - IX European Signal Processing Conference, p. 1665–1668, Island of Rhodes, Greece. 1998.
34. ROSS, A.; NANDAKUMAR, K.; JAIN, A.K. **Handbook of Multibiometrics.** Springer, 2006
35. RUSS, John C. **The Image Processing Handbook.** IEEE Press. 3th Edition. 1999.
36. SAUNDERS, W.B. **Dorland's Illustrated Medical Dictionary.** 25th ed.. Philadelphia: 1974.
37. SCHULLER, A. **A note on the identification of skulls by x-ray pictures of the frontal sinuses.** Med. J. Australia, 1943, 1:554-7.
38. SEGURA, E. V.; CANUYT, G.; ERRECART, P. L.; DEL CARRIL, A. V. **Enfermedades de los senos paranasales.** In: Otorrinolaringologia Pratica. Buenos Aires: Libreria Hachette, 1943:601-2.
39. SIEGEL, Jay; KNUPFER, Geoffrey; SAUKKO, Pekka. **Encyclopedia of Forensic Sciences.** Vol. 1. p.4.
40. SIEUR; JACOB, O. **Des sinus frontaux.** In: Recherches Anatomiques, Cliniques et Operatoires sur les Fosses Nasales et Leur Sinus. Paris: J. Rueff, 1901:83-91.
41. TESTUT, L; JACOB, O. **Sinus frontaux.** In: Traite d'Anatomie Topographique avec Applications Medico-Chirurgicales. Paris: Librarie Octave Doin, Gaston Doin & Cie., 1929:29-33.
42. TEZMOL, A.; SARI-SARRAF, H.; MITRA, S.; LONG, R.; GURURAJAN, A. **Customized Hough transform for robust segmentation of cervical vertebrae from X-ray images.** Proceedings of the Fifth IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation. pp. 224 – 228. April 2002;;224.
43. VINCENT, L.; SOILLE, P. **Watersheds in digital spaces:** An efficient algorithm based on immersion simulations. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(6):583–598. 1991.
44. YOSHINO, M.; MIYASAKA, S.; SATO,H.; SETA, S. **Classification system of frontal sinus patterns by radiography:** Its application to identification of unknown skeletal remains. Forensic Sci Int 34:289-299.

45. ZHANG, Y. J. **A survey on evaluation methods for image segmentation.** Pattern Recognition, vol.29, no.8, pp.1335–1346, 1996.
46. WICKE L.; FIRBAS, W.; SCHMIEDL, R. Atlas de Anatomia Radiológica. Ed. Santos, 4a ed. São Paulo. 1990

APÊNDICE A - Trabalhos correlatos publicados

Os seguintes trabalhos correlatos à dissertação de mestrado foram publicados:

- FALGUERA, Juan; MARANA, Nilceu; FALGUERA, Fernanda. **Frontal Sinus Recognition Using Image Foresting Transform and Shape Context**. Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, Outubro de 2007. Prêmio de melhor poster.
- MARANA, A. N.; FALGUERA, Juan; FALGUERA, Fernanda. **Frontal sinus recognition for human identification**. In: SPIE Biometric Technology for Human Identification V, 2008, Orlando. MI. Proceedings of SPIE, 2008.
- FALGUERA, Juan; MARANA, Nilceu; FALGUERA, Fernanda. **Reconhecimento de Sinus Frontais Utilizando a Transformada Imagem-Floresta Diferencial e o Contexto da Forma**. Workshop de Visão Computacional (WVC), 2007, São José do Rio Preto, Agosto de 2007.
- FALGUERA, Fernanda; MARANA, A. N.; FALGUERA, Juan. **Fusion of Fingerprint Recognition Methods for Robust Human Identification**. In: 11th IEEE International Conference on Computational Science and Engineering, 2008, São Paulo. IEEE Proceedings of the International Conference on Computational Science and Engineering, 2008.
- MARANA, A. N.; FALGUERA, Fernanda; FALGUERA, Juan. **Introdução ao Reconhecimento Biométrico** In: II Escola Regional de Informática São Paulo/Oeste 2006 ed.Marília : Estrela, 2006, p. 53-82.
- MARANA, A. N.; FALGUERA, Fernanda; FALGUERA, Juan; JAIN, Anil K. **Biometrics for Human Identification**. Revista de Informática Teórica e Aplicada. , v.13, p.103 - 130, 2006.

¹ Mflow. **Software**. Disponível em: <http://www.ic.unicamp.br/~afalcao/download/gift.tar.gz>