

**PUCPR-PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANÁ
CCBS-CENTRO DE CIÊNCIAS BIOLÓGICAS E DA SAÚDE**

MARIO ROBERTO DE SOUZA ZEBELUKA

**ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE PONTOS DE CONTROLE NO REGISTRO DE
IMAGENS MÉDICAS MULTIMODAIS**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

**PPGTS-PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO
EM TECNOLOGIA EM SAÚDE**

CURITIBA

2006

MARIO ROBERTO DE SOUZA ZEBELUKA

**ALGORITMO PARA DETECÇÃO DE PONTOS DE CONTROLE NO REGISTRO DE
IMAGENS MÉDICAS MULTIMODAIS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao
PPGTS-Programa de Pós-Graduação em
Tecnologia em Saúde da PUCPR-Pontifícia
Universidade Católica do Paraná como requisito
parcial para obtenção do título de Mestre.

Área de Concentração: Informática em Saúde

Orientador: **Prof. Dr. Gerson Linck Bichinho**

CURITIBA

2006

ZEBELUKA, Mario Roberto de Souza. *Algoritmo para Detecção de Pontos de Controle no Registro de Imagens Médicas Muldimodais*. Curitiba, 2006. 97 p. (Dissertação – Mestrado em Tecnologia em Saúde – PUCPR - Pontifícia Universidade Católica do Paraná).

ORIENTADOR: Prof. Dr. Gerson Linck Bichinho

1. Registro Imagens. 2. Detecção de Bordas.
PUCPR-Pontifícia Universidade Católica do Paraná.
CCBS-Centro de Ciências Biológicas e da Saúde.
PPGTS-Programa de Pós-Graduação em Tecnologia em Saúde.

FOLHA DE APROVAÇÃO

***À minha esposa Andrea e aos meus
pais Mario e Abegail, dos quais
abri mão de muitas horas de convivência
para cumprir esta importante tarefa.***

AGRADECIMENTOS

Realizar um trabalho de mestrado exige muito esforço e dedicação, mas o conjunto das idéias desenvolvidas e a motivação para a confecção dele não dependem apenas de nós, mas de inúmeras pessoas que de alguma maneira contribuíram para a nossa formação, os quais merecem nosso mais profundo respeito e agradecimento.

A Deus pela vida que me concedeu e pela manutenção da minha saúde.

Aos meus pais, Mario e Abegail, pela vida e pela dedicação demonstrada, colocando o estudo como a principal herança.

A Eduardo e Sueli pelos valores e ensinamentos que ajudaram a formar o caráter desta formidável pessoa com quem convivo, minha esposa Andrea.

Ao amigo Marcos Augusto Hochuli Shmeil com quem aprendi muito do que sei, e sempre foi e será um exemplo de dignidade, caráter, perseverança e principalmente humildade.

Ao amigo Danilo Giacobbo, pela intensa convivência e pela prontidão em ajudar-me nas horas que mais precisei, compartilhando de momentos tristes e alegres, difíceis e fáceis, trilhando juntos todo o caminho.

Ao primo Luciano pela compreensão das minhas ausências e pelo incentivo e energia transmitida.

Ao Professor Orientador Gerson Linck Bichinho pela sua paciência, sabedoria, tranquilidade e disponibilidade para me atender, colocando-me no caminho correto sempre que as dificuldades surgiram.

Ao Professor Co-Orientador Munir Antonio Gariba pela sua atenção e paciência durante as correções e pelo direcionamento do trabalho.

Aos colegas de trabalho Denis e Marisol, pelo incentivo, pela compreensão e pelas ausências visando participar das aulas e dos seminários.

Aos amigos, que fora Deus e a família são o que temos de mais valioso.

*"A persistência é o caminho do êxito".
(Charles Chaplin)*

LISTA DE ABREVIATURAS

2D	Duas Dimensões (Bi-dimensional)
3D	Três Dimensões (Tri-dimensional)
AVS	<i>Advanced Visual System</i>
CAS	Cirurgia Assistida por Computador
CCBS	Centro de Ciências Biológicas e da Saúde
GPS	<i>Global Positioning System</i>
HSV	<i>Hue Saturation Value</i>
ICP	<i>Iterative Closest Point</i>
IHS	<i>Intensity Hue Saturation</i>
MATLAB	<i>Matrix Laboratory</i>
MRI	<i>Magnetic Resonance Imaging</i>
PET	<i>Positron Emission Tomography</i>
PPGTS	Programa de Pós-Graduação em Tecnologia em Saúde
PUCPR	Pontifícia Universidade Católica do Paraná
RAS	Radar de Abertura Sintética
SPOT	Tipo de Sensor/Satélite
SSDA	<i>Sequential Similarity Detection Algorithms</i>
TPS	<i>Thin Plate Splines</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	OBJETIVO	17
1.1.1	OBJETIVO GERAL	17
1.2	ORGANIZAÇÃO.....	17
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1	INTRODUÇÃO.....	19
2.2	REGISTRO DE IMAGENS.....	20
2.2.1	MÉTODOS DE REGISTRO DE IMAGENS.....	24
2.2.2	REGISTRO BASEADO EM ÁREA.....	27
2.2.3	REGISTRO BASEADO EM FEIÇÕES	29
2.2.4	REGISTRO BASEADO EM CONTORNOS OU BORDAS	33
2.2.5	REGISTRO TRANSLACIONAL	36
2.2.6	REGISTRO PELO MÉTODO DO PARALAXE	36
2.2.7	REGISTRO DE SEÇÕES SERIADAS COM THIN PLATE SPLINES.....	38
2.2.8	REGISTRO COM THIN PLATE SPLINES	39
2.2.9	REGISTRO DE IMAGENS (MODELO POLINOMIAL).....	40
2.2.10	SISTEMA AUTOMATIZADO DE REGISTRO E COMPARAÇÃO DE IMAGENS FOTOGRAFICAS EM MEDICINA	41
2.3	DETECÇÃO DE BORDAS OU CONTORNOS	43
2.3.1	OPERADORES	43
2.3.2	CRITÉRIOS PARA UM DETECTOR DE BORDAS GENÉRICO.....	47
2.4	MÉTODOS DE SEGMENTAÇÃO BASEADOS EM REGIÕES.....	49
2.4.1	CRESCIMENTO DE REGIÃO (REGION GROWING)	49
2.4.2	SELEÇÃO DE PONTOS DE CONTROLE	52
2.4.3	TRANSFORMAÇÕES GEOMÉTRICAS	53
2.4.4	DETERMINAÇÃO DA FUNÇÃO DE TRANSFORMAÇÃO.....	53

2.5	LIMIARIZAÇÃO (THRESHOLDING)	54
2.6	ALGORITMOS DE ENLACE (EDGE LINKING)	55
2.7	MAPEAMENTO DE IMAGENS	56
2.8	FUSÃO DE IMAGENS	57
2.9	DIVISÃO E FUSÃO (SPLIT AND MERGE)	59
3	MATERIAIS E MÉTODOS.....	61
3.1	FERRAMENTA UTILIZADA - MATLAB.....	61
3.2	DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO	61
3.2.1	IMAGENS UTILIZADAS	61
3.2.2	ALGORITMO REGISTRO DE IMAGENS.....	61
3.2.3	PRÉ-PROCESSAMENTO DAS IMAGENS	63
3.2.4	IDENTIFICAÇÃO DAS BORDAS	65
3.2.5	DEFINIÇÃO DOS VETORES DE REFERÊNCIA	69
3.2.6	NORMALIZAÇÃO DOS VETORES.....	69
4	RESULTADOS	73
4.1	DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.	88
5	CONCLUSÃO.....	91
5.1	TRABALHOS FUTUROS	92
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	93

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Imagem de referência e imagem de ajuste.	27
Figura 2. Par estereoscópico de fotos terrestres horizontais obtidas através de câmeras com eixos fiduciais paralelos entre si, a uma mesma elevação e paralelos ao objeto fotografado.	37
Figura 3. Máscara de Roberts.....	43
Figura 4. Máscara de Sobel.....	44
Figura 5. Máscara de Robinson.....	44
Figura 6. Transformações de translação, rotação e escala.....	57
Figura 6(a). Divisão e Fusão (Split and Merge).....	60
Figura 7. Imagem referência inclinada 512x512 <i>pixels</i>	63
Figura 7(a). Imagem referência inclinada 512x512 <i>pixels</i> com ângulo de inclinação.	64
Figura 8. Imagem referência inclinação corrigida 512x512 <i>pixels</i>	64
Figura 9. Imagem de ressonância magnética original.	65
Figura 10. Imagem de ressonância magnética clareada.	66
Figura 11. Imagem de ressonância magnética resultante do processo de detecção de bordas pelo método de canny.	66
Figura 12. Imagem de ressonância magnética resultante do processo de detecção de bordas pelo método de Sobel.....	67
Figura 13. Imagem de ressonância magnética resultante do processo detecção de bordas pelo método de Prewitt.....	67
Figura 14. Imagem de ressonância magnética resultante do processo detecção de bordas pelo método de Roberts.	68
Figura 15. Imagem resultante do processo detecção de bordas pelo método de Zerocross, aplicado sobre uma imagem de ressonância magnética.....	68
Figura 16. Ilustração da varredura para criação dos vetores de referência contendo as coordenadas dos pontos que compõem as bordas da imagem.	69
Figura 17. Imagem referência com os pontos de controle devidamente marcados nas bordas esquerda e direita.....	71
Figura 18. (a) Borda esquerda da imagem referência com os pontos de controle marcados na posição padrão, (b) pontos marcados um pouco acima da posição padrão e (c) pontos marcados um pouco abaixo da posição padrão.....	72
Figura 19. Imagem com a disposição dos pontos de controle.....	73

Figura 19. (a) Imagem referência com os pontos de controle assinalados em suas bordas, (b) imagem destino com os pontos de controle encontrados pelo algoritmo assinalados em suas bordas.	74
Figura 20. (a) Imagem referência original com os pontos de controle assinalados em suas bordas, (b) imagem destino com distorção inserida na sua borda direita com os pontos de controle encontrados pelo algoritmo assinalados em suas bordas.	76
Figura 21. (a) Imagem referência original com os pontos de controle assinalados em suas bordas, (b) imagem destino com distorção inserida na parte superior com os pontos de controle encontrados pelo algoritmo assinalados em suas bordas.	78
Figura 22. (a) Imagem de referência utilizada na técnica de registro de imagens, (b) imagem registrada utilizando-se os pontos de controle gerados pelo algoritmo.	81
Figura 23. Imagem resultante da sobreposição da imagem original com a imagem registrada.	82
Figura 24. Imagem do tipo fotografia frontal submetida a um corte na parte inferior utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.	82
Figura 25. Imagem do tipo termografia frontal submetida a um corte na parte inferior utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.	83
Figura 26. Imagem fotográfica perfil direito submetida a um corte na parte inferior utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.	83
Figura 27. Imagem termográfica perfil direito submetida a um corte na parte inferior utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.	84
Figura 28. Imagem fotográfica perfil esquerdo utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.	85
Figura 29. Imagem termográfica perfil esquerdo utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.	85
Figura 30. Imagem fotográfica perfil direito utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.	86
Figura 31. Imagem termográfica perfil direito utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.	86
Figura 32. Imagem fotográfica temporal utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.	87
Figura 33. Imagem termográfica temporal utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.	88

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Resultado obtido com a utilização das imagens de Referência e Destino Cabeça-17.bmp.....	75
Tabela 2. Resultado obtido com a utilização das imagens de Referência Cabeça.bmp e imagem Destino Cabeça_a.bmp	77
Tabela 3. Resultado obtido com a utilização das imagens de Referência Mhead_512.bmp e imagem Destino Mhead_512_a.bmp.....	79

RESUMO

O uso de imagens na área médica tem uma importância muito grande, principalmente nos últimos anos com a disponibilização e utilização de imagens de diversas modalidades. Desenvolver um algoritmo para detecção de pontos de controle em imagens médicas multimodais, que auxilie os profissionais da área de saúde na identificação e diagnóstico de patologias, bem como sobre os cuidados do paciente, é o objetivo principal deste trabalho.

Para obtenção dos resultados desejados, o algoritmo realiza o pré-processamento das imagens, visando correções de inclinação, bem como detectar suas bordas ou contornos, uma vez que a essência do algoritmo está baseada na detecção das características comuns das bordas, onde serão marcados pontos de controle na imagem referência para posterior identificação e localização na imagem destino.

Para a identificação dos pontos de controle na imagem destino, o algoritmo irá vetorizar os pontos de controle, os quais em seguida serão normalizados e finalmente, serão percorridas as bordas da imagem destino buscando identificar um vetor que possua a maior correlação com o vetor da imagem de referência, indicando assim que o ponto de controle procurado foi identificado.

Após o desenvolvimento do algoritmo de detecção de pontos de controle e de inúmeros testes efetuados utilizando diversas imagens e pela comparação com os pontos definidos de forma manual pelo especialista, podemos concluir que o algoritmo atendeu os requisitos básicos, identificando e localizando os pontos de controle na imagem destino.

Em algumas situações, foram percebidas pequenas diferenças, talvez relacionadas à qualidade das imagens, ou ainda ao tamanho dos vetores que contém os pontos de controle marcados na imagem de referência, uma vez que quanto maiores eles forem, podem apresentar diferenças mais significativas em relação aos pontos da imagem destino.

Palavras-chave: 1. Registro de Imagens 2. Detecção de Bordas.

ABSTRACT

The use of images in the medical area has had a great importance, mainly in the last years with the accessibility and use of images from several modalities. The main objective of this work is to develop an algorithm for the registration of multimodal medical images, which would help the professionals of the health area in the identification and diagnosis of pathologies, as well as on the patient's care.

To obtain the wanted results, the algorithm will execute some stages of image preprocessing, aiming at some inclination corrections, as well as to detect their borders or outlines, once the essence of the algorithm is based on the detection of outlines, through which control-points will be marked on the edge of the image reference for subsequent identification and location in the image-destiny.

For the identification of the control-points in the image-destiny, the algorithm will vectorize the control-points, which soon afterwards will be established and finally, the borders of the image-destiny will be explored trying to identify a vector that possesses the largest correlation with the reference image vector, indicating that the sought control-point was identified.

After the development of the registration algorithm and of countless tests made using several images, as well as, for the comparison with the defined points in a manual way by the specialist, we can conclude that the algorithm observed the basic requirements, identifying and locating the control-points in the image-destiny.

In some cases, some differences were noticed, maybe related to the quality of the images, or to the size of the vectors that contain the control-points marked in the reference image, once the larger they are, the more significant differences they can present in some situations in relation to the image-destiny points.

Keywords: 1. Image Registration 2. Edge Detection

1 INTRODUÇÃO

O crescimento demográfico aliado às tensões impostas pelo mundo moderno e pela proliferação de doenças ocasionadas pela facilidade de locomoção, tem exigido da medicina respostas cada vez mais rápidas e eficazes nos tratamentos das mais diversas patologias. Como em outras áreas de atividade, o uso do processamento de imagens na saúde é fundamental para a contínua evolução das soluções necessárias às tomadas de decisões, visando diagnósticos mais eficazes e precisos. Dentro deste contexto, faz-se mister um algoritmo que seja capaz de registrar imagens médicas multimodais, apoiando o diagnóstico e auxiliando os profissionais da área de saúde a desempenhar suas atividades com maior qualidade, possibilitando acompanhamentos e controles da evolução das patologias e a realização de estudos científicos a partir de bases de dados que vão sendo formadas ao longo do tempo.

Desta forma, instituições hospitalares, bem como outras instituições, têm investido grandes quantidades de recursos na informatização de seus processos com o objetivo de os utilizarem para coletar, distribuir, processar e interpretar dados de pacientes apoiados por sistemas que, de alguma maneira, auxiliam nestas tarefas, de forma segura, dirigida aos profissionais da área médica, nos locais e instantes que a mesma for solicitada.

A capacidade e precisão do diagnóstico por imagens vêm crescendo na mesma proporção em que melhoram as técnicas de aquisição e processamento de imagens capazes de fornecer informações mais detalhadas no que tange a identificação dos mais variados tecidos. Nos últimos anos, estudiosos das áreas de computação gráfica, processamento de imagens e visão computacional, vêm trabalhando intensamente no desenvolvimento de técnicas de visualização, processamento e análise destas imagens. Estas técnicas trazem aos profissionais da área médica facilidades na visualização, classificação, análise e manipulação dos órgãos em estudo. Aplicações desta natureza facilitam o diagnóstico médico que pode ser determinado também à distância, por meio da criação de bancos de imagens, os quais seriam consultados por suas características, visando auxiliar ainda mais o diagnóstico.

Diante deste cenário, vale destacar a importância do estudo e o desenvolvimento de técnicas que, de alguma maneira, sejam capazes de realizar o registro de imagens médicas, e que por intermédio dele sejam criados mecanismos de apoio à identificação, controle e tratamento das mais diversas patologias, através da análise de características específicas presentes nas diversas imagens utilizadas no processo de registro.

Desenvolver uma solução que contemple esta necessidade, ofereceria uma grande contribuição ao meio médico no estudo, identificação e acompanhamento de patologias, oferecendo ao paciente maior conforto, graças à agilidade e precisão do diagnóstico.

1.1 OBJETIVO

1.1.1 Objetivo Geral

O objetivo deste trabalho é definir e especificar um algoritmo que seja capaz de efetuar a correta marcação e localização de pontos de controle para posterior registro de imagens médicas de diversas modalidades, adquiridas em tempos e sensores distintos.

1.2 ORGANIZAÇÃO

Essa dissertação está dividida em sete capítulos, a saber: Introdução, Revisão Bibliográfica, Metodologia, Resultados, Conclusão, Referências Bibliográficas e Anexos.

O primeiro capítulo refere-se à introdução ao trabalho apresentado, sendo composto pelos objetivos, proposta e pela contribuição científica do trabalho, além da organização do mesmo.

O segundo capítulo apresenta uma revisão bibliográfica a respeito do assunto.

O terceiro capítulo refere-se à metodologia utilizada para desenvolvimento do algoritmo e conseqüentemente obtenção dos resultados desejados.

O quarto capítulo trata dos resultados e apresenta uma discussão dos valores de coordenadas obtidos com o desenvolvimento do algoritmo através da aplicação de técnicas de detecção de contornos e marcação dos pontos de controle na imagem referência, visando localizá-los e identificá-los na imagem destino.

O quinto capítulo descreve a conclusão do trabalho, fazendo um breve relato dos objetivos alcançados com o desenvolvimento do algoritmo.

Finalmente, o sexto capítulo apresenta as referências bibliográficas pesquisadas as quais forneceram o subsídio teórico necessário para o desenvolvimento deste trabalho.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Introdução

O avanço das técnicas de processamento de imagens introduziu algumas mudanças muito significativas não somente no diagnóstico médico e planejamento de terapias visando a recuperação do paciente, mas também nas técnicas de intervenção conhecidas como Cirurgia Assistida por Computador (CAS) ou Cirurgia Guiada por Imagens. Estas técnicas utilizam as imagens adquiridas antes da operação como um “guia” para traçar as estratégias e os caminhos de tratamento a serem seguidos até a recuperação total do paciente (MANSSOUR, 1998).

O registro de imagens é necessário em diversas aplicações de processamento de imagens e visão computacional. De maneira simples, o objetivo principal do registro de imagens consiste em, dadas duas imagens da mesma cena, que apresentam quaisquer diferenças devido ao processo de aquisição (como por exemplo, diferença temporal, de ângulo de vista, etc.), obter uma relação de mapeamento entre estas duas imagens de maneira que as diferenças entre as imagens sejam eliminadas, minimizadas ou ainda ressaltadas, dependendo da necessidade ou da aplicação. Os parâmetros da relação de mapeamento, definida pelas funções f_x e f_y , que são responsáveis pelo mapeamento das coordenadas (x,y) da imagem origem ou de referência para as coordenadas (u,v) da imagem destino, são, normalmente, determinados segundo um critério de otimização adequado, sendo mais comum a minimização de distâncias (CASTANHO, 1996).

Um número considerável de métodos de registro de imagens foi publicado até agora, sendo que uma revisão deles pode ser vista em (MAINTZ, 1998).

Segundo Mostafa (1999), registro de imagem é o processo de localizar uma função que seja capaz de mapear as regiões de uma imagem para localização da mesma região na outra imagem, através de *pixels* que possuam a mesma posição nas duas imagens, ou seja, as mesmas coordenadas e que correspondam a um ponto da mesma cena nas duas imagens.

Segundo Fedorov (2002), são consideradas duas imagens da mesma cena que apresentam algumas diferenças relacionadas ao processo de aquisição, representando a imagem de referência e a imagem destino respectivamente. O processo de registro de imagens pode ser dividido em três fases: seleção dos pontos

de controle, correspondência existente entre esses pontos e estimativa da função responsável pelo mapeamento.

2.2 Registro de Imagens

O registro de imagens é um problema muito comum e importante em diversas áreas, tais como visão computacional, arte, entretenimento, e, especialmente, nas imagens médicas. Existem inúmeros métodos de registro de imagens médicas baseados em características comuns entre os conjuntos de dados (VEMURI, 1997).

Segundo Pohl (1998), o registro de imagens é um processo de sobreposição de duas ou mais imagens representando a mesma cena. A imagem registrada é chamada de imagem de referência, e a outra é chamada de imagem de ajuste. Este processo é realizado de tal forma que, as coordenadas de um ponto em cada uma das imagens correspondam à mesma região física em ambas as imagens.

Segundo D'Alge (1997), o registro de imagem, utiliza basicamente funções polinomiais no espaço bidimensional para relacionar as coordenadas da imagem (linha e coluna).

Segundo Zitova (2003), o registro de imagens é amplamente utilizado em diversas aplicações de sensoriamento remoto como por exemplo, fusão de imagens, detecção de mudanças, monitoramento do meio ambiente, mosaico de imagens, integração de dados, previsão do tempo e inúmeras outras. No entanto, tem-se verificado que, no momento do registro das imagens, normalmente são inseridos erros que podem comprometer a precisão geométrica das mesmas.

Os erros podem ser originados principalmente em função das limitações visuais do homem, da calibração inadequada dos equipamentos, da qualidade dos pontos de controle, da escala de trabalho e da incompatibilidade entre os sistemas de projeção utilizados no processo de aquisição de imagens (SILVA, 1986; MOORE, 1989; BUITEN, 1997; THOMAS, 2000).

Rotinas automáticas de registro de imagens podem de alguma maneira buscar a identificação de estruturas semelhantes nas imagens obtidas, e orientá-las tomando como base a localização das mesmas. Também é possível criar aplicações que envolvem a inserção de uma estrutura, a qual chamamos de *frame*, no momento da aquisição das imagens, pois, detectando a sua localização, pode-se

determinar com precisão onde qualquer outro ponto da imagem está localizado, facilitando o registro.

Segundo Gonzales (1994), o processo de registro de imagens pode ser facilmente entendido quando são observadas as necessidades de sua aplicação, as quais seguem descritas abaixo:

- Quando existem imagens obtidas por diferentes sensores ou equipamentos e precisa-se saber a resposta do mesmo ponto aos diversos sensores utilizados no processo;
- Quando têm-se imagens adquiridas em diferentes épocas, períodos ou diferentes instantes de tempo;
- Quando obtém-se imagens tomadas de posições distintas e pretende-se buscar informações tridimensionais da cena;
- Quando deseja-se registrar uma imagem obtida por sensores com a utilização de um mapa.

O primeiro passo a ser empregado para registro de imagens, quando existem algumas diferenças geométricas entre elas, é determinar a transformação geométrica que faz com que elas se relacionem. Quando não existe nenhuma informação adicional sobre a transformação a não ser a própria imagem deve-se definir alguns pontos, os quais chamamos "pontos de controle", nas duas imagens que correspondam ao mesmo fim. Uma vez definidos estes pontos será possível obter as funções que efetuam o mapeamento das coordenadas de uma imagem na outra. Existem inúmeros algoritmos que executam estas funções de forma automática, utilizando como domínio uma transformada (representação da imagem em outro domínio que não o do espaço), utilizando em conjunto algumas técnicas de inteligência artificial (FONSECA, 1998).

O segundo passo consiste na construção da imagem registrada através da aplicação da função de transformação geométrica, que define as posições dos pontos. As interpolações, então, serão responsáveis pelo processo de definição do nível de cinza a ser atribuído a cada um dos pontos de controle. Muitas vezes quando não há rotação e as escalas são exatamente as mesmas, o registro pode reduzir-se à localização de uma translação que possa ser mais conveniente. Este processo consiste na definição de uma medida de divergência entre as duas

imagens utilizadas no processo, computá-la para cada translação possível e , desta forma, escolher a menor entre elas.

Como exemplo, podemos citar a aplicação desenvolvida pela Universidade Johns Hopkins, a qual desenvolveu e validou algoritmos para efetuar o registro de imagens de MRI em imagens PET, transportando inúmeras manipulações matemáticas para efetuar a correção nas imagens PET. Isto se deve ao fato de que as imagens PET apresentam informações de atividades químicas muito valiosas, porém, sua resolução espacial é considerada muito baixa se comparada com as imagens MRI. Alguns pesquisadores desta universidade estavam implementando esta solução responsável pela correção como uma aplicação de tempo real dentro do *AVS (Advanced Visual System)* possibilitando que usuários analisassem os dados corrigidos quantitativamente através da identificação das regiões de interesse e da extração de medidas (MANSSOUR, 1998).

Um número muito grande de métodos para registro de imagens pode ser encontrado na literatura, sendo que qualquer um deles pode produzir um conjunto de equações que transformam as coordenadas de cada ponto de uma imagem em coordenadas do mesmo ponto correspondente na outra imagem. Desta forma, a tarefa do registro é, então, determinar como efetuar a transformação da primeira imagem de forma que ela coincida com a segunda a partir das bordas previamente identificadas.

Esta tarefa pode ser bastante lenta, árdua e suscetível a erros. Com o aumento considerável da utilização de imagens em várias aplicações, bem como, a grande quantidade de dados oriundos de diferentes sensores, equipamentos ou meios de aquisição, o desenvolvimento de métodos de registro de imagens mais rápidos, eficazes e com boa precisão tem sido cada vez mais importante e necessário.

O que se pode perceber é que um único método de registro de imagens pode não funcionar adequadamente para os inúmeros e diferentes tipos de dados e aplicações. Outro problema que possui relevância, é que os métodos automáticos sem a ajuda de um especialista podem apresentar algumas dificuldades na geração dos resultados corretos e confiáveis. Os métodos automáticos existentes são desenvolvidos para tipos específicos de imagens e podem retornar resultados incoerentes ou imprecisos quando são utilizados com dados inapropriados ou

inadequados. A interação do usuário, mesmo sendo pequena, pode orientar o algoritmo a efetuar um registro de imagens de maior qualidade. Por exemplo, o especialista pode informar ao sistema quais os tipos de imagens que estão sendo utilizadas (radar, sensor óptico, imagens aéreas, imagens médicas, etc.), se as imagens contêm objetos com contornos fechados e conseqüentemente bem definidos, e assim por diante (FEDOROV, 2002).

As diferenças temporais, sazonais, espectrais e espaciais podem apresentar algumas dificuldades no processo de registro de imagens. Determinando alguns pontos de controle, pode-se calcular a função de distorção ou diferença entre as duas imagens. Devido às inúmeras imagens a serem registradas e a dificuldade de identificar visualmente os pontos de controle, inúmeras técnicas de registro automático têm sido desenvolvidas nos últimos anos. Baseado neste contexto, Fedorov (2002), desenvolveu um sistema que efetua o registro automático de imagens de sensoriamento remoto. Neste sistema foram implementados alguns algoritmos para marcação de pontos de controle e algumas ferramentas que visam facilitar o processo de registro de imagens.

Em diversas aplicações de processamento de imagens é necessário e importante realizar uma comparação *pixel-a-pixel* de duas imagens do mesmo espaço-objeto obtidas a partir de diferentes sensores ou equipamentos ou ainda, a partir de um mesmo sensor em diferentes tempos (JIANJUEN, 1998). Normalmente, é possível eliminar ou pelo menos minimizar muitas destas fontes de erro de registro pela calibração correta e adequada do sensor utilizado. Entretanto, em alguns casos, uma identificação de erro de registro “a posteriori” implicará numa correção subsequente, tornando o processo moroso e custoso.

O processo de registro de imagens é fundamental em vários problemas práticos nas áreas de sensoriamento remoto, reconhecimento de padrões e análise de imagens médicas, bem como, visão computacional com o objetivo de obter informações tridimensionais de uma edificação a partir de um par estereoscópico de imagens (FONSECA, 1996).

Neste caso, o processo de registro de imagens é subdividido em quatro fases descritas a seguir (FONSECA, 1996):

- a) Identificação das feições ou regiões de interesse: é identificado um conjunto de feições (objetos) relevantes nas duas imagens, tais como interseções de

linhas, contornos ou bordas de regiões, pontos de borda, marcas inseridas antes do processo de obtenção da imagem e outras. Estas feições devem estar presentes e, de preferência, bem salientes em ambas as imagens.

- b) Casamento das feições: é estabelecida a correspondência existente entre as feições. Cada feição da imagem de busca é casada com a feição correspondente na imagem de referência. As feições, uma vez casadas, são identificadas através das coordenadas espaciais que identificam as suas posições nas imagens.
- c) Transformação espacial: são determinadas as funções responsáveis pelo mapeamento. Estas funções modelam a transformação espacial que será aplicada à imagem de busca, utilizando a informação dos pontos obtidos na fase anterior.
- d) Interpolação: efetua-se a transformação espacial sobre a imagem de busca a qual, após transformada, é exibida sobre uma grade de pontos da imagem de referência.

As feições, normalmente utilizadas em estudos de edificações, são cantos de portas e janelas, arestas de paredes, rachaduras, irregularidades e alguns detalhes arquitetônicos fáceis de serem observados. Para a determinação de coordenadas reais destas feições, as fases de identificação e casamento das mesmas em pares de imagens estereoscópicas são fundamentais e essenciais. Para efetuar o registro das imagens, pode ser utilizado tanto o método manual quanto o método automático.

2.2.1 Métodos de Registro de Imagens

Os métodos de registro de imagens podem ser subdivididos em três categorias, descritas a seguir:

1. Métodos de Registro Manual;
2. Métodos de Registro Semi-automático;
3. Métodos de Registro Automático.

O método de registro manual é considerado um processo moroso e que depende dos conhecimentos e da experiência do usuário envolvido no processo,

mas ainda é muito utilizado. Neste caso, o usuário escolhe os pontos de controle, e as imagens são sobrepostas automaticamente. Para garantir a qualidade do registro, é preciso um grande número de pontos de controle distribuídos uniformemente sobre a imagem. É bastante importante que cada ponto seja marcado com o máximo de precisão nas duas imagens. Por isso, para marcar um ponto o usuário efetua inúmeras ampliações na imagem em torno dos pontos, o que envolve um trabalho de muita paciência, uma vez que trata-se de uma tarefa cansativa e demorada. O registro manual pode estar sujeito a erros se o processo for efetuado por um usuário sem alguma experiência ou sem a devida e necessária atenção (FEDOROV, 2002).

O método semi-automático necessita da intervenção do usuário, facilitando a marcação dos pontos de controle de forma precisa em um período de tempo menor. Este método tem como finalidade prover recursos capazes de otimizar o processo de seleção dos pontos de controle. Uma idéia extremamente simples é aquela em que o usuário somente precisa escolher uma pequena área que envolva o ponto de controle, o qual será identificado de forma automática. Podem ser utilizados métodos estatísticos para efetuar a comparação entre duas pequenas áreas selecionadas pelo usuário objetivando identificar os pontos correspondentes em cada uma das áreas. Podem ser utilizadas outras técnicas de registro automático de imagens nestas pequenas áreas, tornando o processo ainda mais rápido, preciso e coeso. Um método bastante interessante é a utilização de operadores morfológicos para identificar os pontos de controle interessantes de forma visual. O processamento é subdividido em alguns passos descritos a seguir:

1. Seleciona-se uma região ou área em torno do ponto identificado ou selecionado pelo usuário;
2. Aplica-se o processo de limiarização ou segmentação da subimagem selecionada para na seqüência convertê-la em uma representação binária;
3. Expande-se a área em questão com o objetivo de tornar o processo indiferente à rotação;
4. Efetua-se o processo de afinamento morfológico que vai esqueletizar a imagem tornando linha ou borda em um *pixel* de largura (linha de um *pixel*);
5. Realiza-se a identificação dos cruzamentos destas linhas.

A região selecionada é copiada para outra imagem a qual sofre um processamento utilizando os passos 2 e 5 acima citados. A imagem normalmente não é grande, por exemplo, 50×50 pixels, com o objetivo de tornar as operações morfológicas muito mais rápidas. A expansão da imagem da área selecionada é feita através da utilização da técnica interpixel, fazendo com que o processo de esqueletização não sofra variação em relação à rotação (FEDOROV, 2002).

Finalmente, o método automático, idealmente, não sofre qualquer intervenção do usuário e todo o processo de registro de imagens é realizado de forma automática. Inúmeros métodos automáticos têm sido desenvolvidos, mas, nem todos os problemas tem solução ainda. Alguns projetos de desenvolvimento de um algoritmo completamente automático baseiam-se na utilização das técnicas de Inteligência Artificial. Um sistema inteligente poderia determinar o tipo de imagens e baseado na imagem selecionar o algoritmo a ser empregado, para uma determinada aplicação especial.

No método manual, as fases de identificação das feições ou das regiões de interesse nas imagens e o casamento delas são realizados de forma simultânea e com a assistência de um intérprete. As imagens são visualizadas na tela do computador e o usuário escolhe as feições ou regiões correspondentes que são comuns nas duas imagens. A cada região identificada é designada uma coordenada-imagem (x,y) de um ponto contido nesta região e os pares de coordenadas correspondentes nas duas imagens são especificados como pontos de controle.

Com o objetivo de efetuar um registro de boa precisão, uma grande quantidade de pontos de controle, bem distribuídos em toda a extensão da imagem, devem ser selecionados. Sendo assim, esta tarefa pode ser tediosa e repetitiva e, algumas vezes, o processo não será eficiente como desejado quando a quantidade de dados é grande (FONSECA, 1996). Neste caso, é de extrema importância empregar técnicas de registro automático ou semi-automático que requeiram mínima ou de preferência nenhuma intervenção humana. Tomando por base a natureza das regiões utilizadas, os métodos de registro automático de imagens podem ser agrupados ou subdivididos em duas categorias: registro baseado em feições e registro baseado em área.

2.2.2 Registro Baseado em Área

Esse método proporciona um registro de boa precisão, porém é considerado um tanto quanto lento e deve ser utilizado somente nos casos em que as imagens a serem registradas possuam semelhanças geométricas. Uma pequena janela S_{ij} na imagem de referência é estatisticamente comparada com várias janelas W_z do mesmo tamanho na imagem de ajuste. Desta forma, a janela W_z mais parecida com S_{ij} define um ponto em comum nas duas imagens. A Figura 1 ilustra este processo (FEDOROV, 2002).

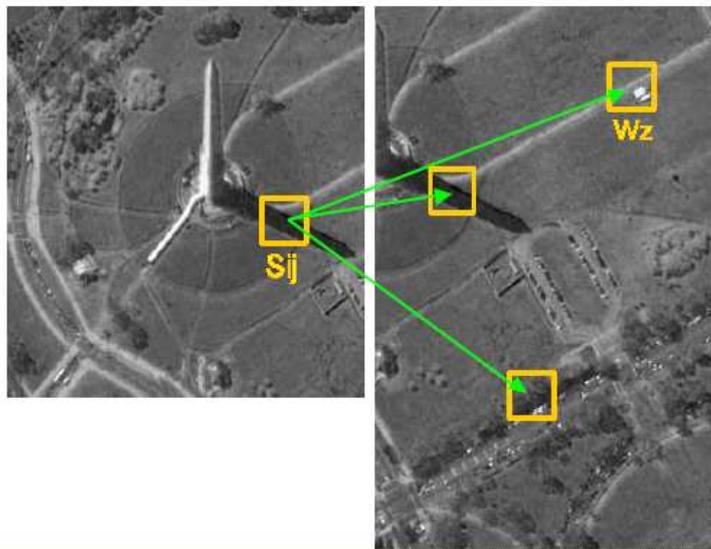


Figura 1. Imagem de referência e imagem de ajuste.

Segundo Silva (1998), quando uma imagem é adquirida através de câmeras fotográficas ela poderá conter distorções radiométricas, provocadas pelas variações atmosféricas e por erros de medição dos instrumentos utilizados. Tais distorções geométricas são provocadas pela posição do ângulo e pelos deslocamentos da câmera em relação ao objeto que está sendo fotografado. As distorções radiométricas podem afetar os valores de cor dos *pixels* da imagem; as distorções geométricas modificam a geometria da imagem de tal forma que a posição, o tamanho e a forma do *pixel* serão alterados durante o processo de aquisição das imagens (FONSECA, 1996).

Considerando que as fotografias são obtidas através de instrumentos corretamente calibrados, sob condições meteorológicas favoráveis e que o planejamento fotogramétrico garanta a produção de imagens com a mesma escala e livres de qualquer rotação, a distorção geométrica que provavelmente fará parte das imagens terá sido produzida pela tomada das fotos em posições distintas. Neste caso, a técnica de registro de imagens utilizada para a identificação e o casamento dos pontos de interesse limita-se a localizar a translação adequada entre as duas imagens; desta forma é que surgiu a denominação registro translacional. O procedimento mais comum utilizado é o de definir uma medida de semelhança entre as imagens, computá-la para cada translação e utilizar a translação que apresente a melhor medida (MASCARENHAS, 1989). Como medida de similaridade podemos considerar, por exemplo, a somatória dos desvios quadráticos das tonalidades de cinza de *pixels* homólogos de duas imagens fotográficas comparadas. A somatória que apresentar o menor valor poderá ser considerada o melhor resultado de similaridade entre as imagens efetivamente comparadas.

Procedimentos desta forma de registro podem ser utilizados para a determinação dos pontos homólogos. Em geral, consideram-se algumas pequenas regiões da imagem que possuam algumas características consideradas atípicas e conseqüentemente, procura-se encontrar estas mesmas características na outra imagem. Segundo Mascarenhas (1989), este método tem por característica produzir bons resultados desde que as diferenças (distorções) entre as duas imagens comparadas não sejam muito grandes, pelo menos para as pequenas regiões consideradas. Nos métodos baseados em área sob as condições acima citadas, uma pequena janela de pontos na imagem de referência é estatisticamente comparada com outras janelas de mesmo tamanho na imagem de busca.

Este método consiste em efetuar a comparação entre cada janela de R com todas as subimagens SB de B . Após a localização da subimagem SB que melhor coincida com a janela da imagem original, seus centros serão utilizados como pontos correspondentes. O processo de comparação utiliza algumas medidas de similaridade entre duas janelas contendo as imagens estereoscópicas. Existem inúmeros métodos destinados à obtenção das medidas de similaridade, porém, as técnicas de correlação e a identificação de similaridade seqüencial são os métodos mais utilizados (PRATT, 1991). Durante muito tempo, o método da correlação

limitava-se ao problema de registro de imagens com uma pequena diferença de rotação entre si.

Por outro lado, com o objetivo de reduzir os cálculos na busca de alguma semelhança entre as imagens, foi proposta em 1972 por Barnea e Silverman (Mascarenhas, 1989) uma classe de algoritmos considerados mais eficientes, pelo fato de realizarem uma busca sequencial que pode terminar antes que todos os $M \times N$ pares para uma determinada posição de referência sejam efetivamente testados. Estes algoritmos são conhecidos como Algoritmos de Detecção Sequencial de Semelhança (Sequential Similarity Detection Algorithms - SSDA).

2.2.3 Registro Baseado em Feições

Nas situações onde a resolução e/ou a informação espectral das imagens a serem registradas é distinta ou as imagens são obtidas a partir de diferentes sensores ou meios de aquisição, o método de registro de imagens baseado em feições pode ser considerado como o mais adequado. Para efeito do registro de imagens, feições são objetos na imagem que são visualmente interessantes, destacáveis, salientes tais como pontos em bordas, regiões, linhas, extremidades, curvaturas, etc. Feições de pontos ou feições pontuais são extraídas de maneira mais fácil, mas são consideradas inadequadas para serem utilizadas com o objetivo de registrar imagens obtidas por diferentes tipos de sensores. Um ponto identificado em uma cena óptica não necessariamente terá um conjugado em uma imagem RAS ou em um banco de dados do tipo vetorial.

Em sistemas de registro de imagens, onde um registro grosseiro é efetuado em uma etapa inicial, feições de linhas podem ser utilizadas para refinar o registro final. Feições do tipo polígonos podem ser utilizadas para realizar um registro inicial automático. As curvaturas das linhas ou das bordas dos objetos podem ser chamadas de feições de curvaturas. As feições de curvaturas são consideradas mais confiáveis que as extremidades ou gradientes porque possuem independência das mínimas variações de rotação e escala. O processo de extração de feições identifica um conjunto de feições (objetos) relevantes nas duas imagens, tais como intersecções de linhas, contornos de regiões, pontos de borda, etc. Estas regiões devem estar contidas nas duas imagens e, de preferência, muito bem delineadas (FONSECA, 1998).

O processo de casamento estabelece a correspondência entre as feições ou regiões de interesse. Cada feição na imagem de ajuste é casada com a feição correspondente na imagem de referência. O casamento das feições é efetuado pela localização das coordenadas espaciais que identificam as suas posições na imagem (FONSECA, 1998). O casamento por feições pontuais, geralmente, é realizado a partir da utilização do método de correlação. Algumas pequenas janelas são extraídas ao redor de cada feição nas duas imagens as quais passam por um processo de comparação maximizando a correlação existente entre um ponto da imagem de referência e todos os pontos da imagem de ajuste. Este processo pode ser exemplificado através da Figura 1, onde uma pequena janela $S_{i,j}$ na imagem de referência é estatisticamente comparada com várias janelas W_z do mesmo tamanho na imagem de ajuste. Assim, a janela W_z que possuir a maior semelhança com $S_{i,j}$ define um ponto em comum nas duas imagens envolvidas no processo.

Para cada feição é comum extrair um conjunto de parâmetros. Exemplificando, o polígono possui características de tamanho, forma, área, centróide, etc. Um algoritmo simples pode utilizar qualquer uma destas características para efetuar o casamento das feições que forem encontradas, assim como os algoritmos baseados em múltiplas feições utilizam várias características concomitantemente. Vários autores têm proposto o uso de regiões (polígonos) no processo de registro de imagens devido à qualidade e à quantidade de características extraídas. O problema é que este tipo de feição, normalmente, não é facilmente encontrado em todos os tipos de dados. Exemplos de feições do tipo polígonos poderiam ser corpos de água, florestas, áreas de culturas agrícolas. Após o processo de extração, as feições que vão sendo identificadas nas duas imagens são relacionadas de tal forma que haja uma certa correspondência entre elas. Este processo é chamado de casamento de feições, sendo que as feições casadas determinam os pontos de controle. No caso de polígonos, os seus centróides são utilizados como pontos de controle (FEDOROV, 2002).

Segundo Silva (1998), a imagem é representada de maneira mais compacta por um conjunto de feições e o processo de casamento é efetuado no mesmo espaço de representação. Contornos ou bordas de regiões são normalmente utilizados como feições e são extraídos através de algumas técnicas computacionais de segmentação e detecção de bordas, tais como Operador de Canny, Operador

Laplaciano da Gaussiana e Crescimento de Região (FONSECA, 1996). Geralmente, os algoritmos de casamento de feições utilizam os parâmetros:

Características de forma (perímetro e extensão), cor, textura e parâmetros que possuem relação com o arranjo das feições, por exemplo, distância entre estas. Os centróides de regiões fechadas, pontos salientes ao longo de contornos ou posições de máxima curvatura podem ser utilizados como pontos de controle. Cada feição na primeira imagem é comparada com as feições que de algum modo apresentem características que as tornem candidatas em potencial ao casamento na segunda imagem, utilizando os seus atributos. O par de feições que apresentar atributos semelhantes será aceito como o par casado. Independente da técnica utilizada, para que um registro baseado em feições preciso seja garantido é importantíssimo e fundamental que as feições selecionadas satisfaçam minimamente condições descritas a seguir (FONSECA, 1996):

- a) Estejam presentes em ambas as imagens envolvidas no processo;
- b) Apresentem boa distribuição em toda a imagem;
- c) Estejam localizadas em áreas que apresentem alto contraste;
- d) Sejam as únicas nas suas áreas de vizinhança.

2.2.3.1 Extração de Feições

Existem inúmeros métodos de extração de feições. Geralmente, para extração de cada tipo de feição e cada tipo de dado existe um algoritmo considerado mais adequado. Para extração de feições de polígonos podem ser utilizados métodos de segmentação e diferentes métodos de segmentação podem extrair as mesmas feições de diferentes dados. Para imagens radiometricamente semelhantes, as feições pontuais apresentam eficiência bastante significativa.

As técnicas destinadas à extração de feições podem ser utilizadas como base para a operação de associação (*matching*) entre as imagens. Se for especificado um limite de tolerância para o *matching* entre as imagens, pode-se dizer que elas são similares dentro desta tolerância previamente estabelecida.

Os tipos de variações mais comuns e presentes nas imagens determinarão quais as técnicas de extração de feições e registro de imagens poderão ser utilizadas. Essas variações possuem uma dependência da modalidade de aquisição, da área que está sendo considerada (coração, crânio, tórax, etc) e ainda, da

patologia analisada (tumores, fraturas, lesões, etc) havendo a necessidade da definição de algumas estratégias bem específicas para a execução do processo de registro entre as imagens médicas. Em Ducan (2000), é apresentada uma visão sobre a evolução das técnicas de registro de imagens ao longo das últimas duas décadas, onde pode-se verificar que o registro de imagem continua sendo uma importante e desafiante área de pesquisa e atuação, concentrando o foco primeiramente no *matching* rígido entre dois modelos 3D reconstruídos a partir de dois conjuntos de imagens 2D, embora existam alguns pesquisadores interessados nos mapeamentos não rígidos. As abordagens podem ser classificadas conforme descrito a seguir:

- Baseadas em superfície/característica: onde algum tipo de informação espacial esparsa deverá ser identificado ou segmentado principalmente para execução do processo de registro de imagens.
- Baseadas em intensidade de *voxel*, nas quais os registros poderão ser realizados de forma direta, tendo como ponto de partida dados em escala de níveis de cinza.

Devido aos grandes avanços tecnológicos em hardware e software, durante os últimos anos foi possível perceber uma expansão das técnicas bidimensionais de registro de imagens para tridimensionais, as quais até então eram muito custosas, pois envolviam no processo a manipulação de uma quantidade de dados muito grande.

Alguns dos primeiros algoritmos de registro de imagens não rígido entre modelos tridimensionais se preocupavam basicamente em minimizar a distância média Euclidiana entre as duas superfícies que estavam sendo segmentadas (DUCAN, 2000). Em seguida, esta abordagem foi adaptada para utilizar *matching* de distância “chamfer” e pode ser observada com mais detalhes em alguns softwares disponíveis comercialmente, como por exemplo o ANALYSER (DUCAN, 2000).

Para conjuntos de pontos delineados, surgiu a abordagem atraente do ICP (DUCAN, 2000), onde pode-se verificar também que existe inúmeras soluções eficientes baseadas em histogramas (BRUNELLI, 1998).

2.2.3.2 Extração de feições utilizando o processo de segmentação

As feições podem ser extraídas através da utilização das técnicas de segmentação que, geralmente, são divididas em três grupos descritos a seguir:

1. Crescimento de regiões;
2. Detecção de bordas ou contornos;
3. Combinação do crescimento de regiões com detecção de bordas ou contornos.

A técnica de crescimento de regiões divide a imagem em regiões homogêneas e as rotula. Geralmente, as técnicas de detecção de bordas identificam as fronteiras entre regiões homogêneas e geram um mapa de bordas. Existem inúmeros algoritmos de segmentação, mas, geralmente, cada um é mais adequado para um tipo específico de dados.

2.2.4 Registro baseado em contornos ou bordas

Um contorno pode ser considerado como sendo o limite entre duas determinadas regiões com uma diferença significativa entre os níveis de cinza destas regiões. Os métodos baseados na detecção de contornos têm como objetivo principal identificar algumas descontinuidades na imagem que podem representar pontos, linhas e ainda contornos de figuras. Estes métodos são de extrema importância quando se deseja fazer o reconhecimento de determinados objetos. Um grupo de técnicas de detecção de contornos ou bordas utiliza o conceito de derivada de uma imagem. Estas técnicas têm como característica principal assumir que as regiões, a serem segmentadas, são homogêneas, de maneira que a transição entre estas regiões possa significar uma descontinuidade nos níveis de cinza. Caso isso não ocorra com facilidade, poderá ser utilizada a técnica de binarização, a qual poderá oferecer, nestes casos, um melhor resultado (PROENÇA, 2005).

Os métodos baseados em contornos ou bordas se justificam pura e simplesmente pelo fato de que elas caracterizam o contorno dos objetos presentes na imagem (GONZALES, 1994). A maioria dos processos de identificação de descontinuidades baseia-se no fato de que tais descontinuidades são, na verdade, uma modificação do nível de cinza no *pixel* de interesse em relação a seus vizinhos. Assim, esta modificação pode ser determinada pela derivada do sinal no *pixel*. Os

processos tradicionais para a segmentação de imagens digitais através de bordas normalmente seguem uma seqüência pré-determinada, tal qual apresenta (PAINE, 1989), que sugere as cinco etapas descritas a seguir:

1 – Suavização (Smoothing), com o objetivo de minimizar as variações exageradas, que possam produzir bordas falsas ou inexistentes na imagem (necessidade da utilização de filtros responsáveis pela suavização, porém, com a máxima preservação das bordas);

2 – Detecção de Bordas (Edge Detection), caracterizada pela aplicação de um detector de bordas que, geralmente, toma como base a aplicação de operadores de detecção de variações do brilho na imagem;

3 – Limiarização (Thresholding), utilizada para eliminar algumas bordas detectadas, e que, por apresentarem baixas magnitudes, não devem ser consideradas, com o objetivo de simplificar o processamento subsequente;

4 – Afinamento de bordas (Thinning), as bordas detectadas necessitam de um afinamento para uma melhor definição de sua real localização;

5 – Ligação (Linking), esta etapa deve ser responsável pelo agrupamento de todos os pontos pertencentes a cada uma das retas identificadas (*pixels* de borda) (ARTERO, 2002).

Normalmente, a existência destas discontinuidades pode ser caracterizada por um conjunto limitado de imagens. Em muitas delas, a transição de uma região para outra ocorre de maneira tão sutil que fazem dos métodos de detecção de bordas uma opção inviável.

Após a detecção destas discontinuidades segue-se, normalmente, a aplicação de algum método que seja capaz de juntar tais fragmentos e gerar os contornos que estejam associados com os contornos reais dos objetos em questão.

Um objeto, neste caso, pode ser entendido como uma região delimitada por um contorno. Para distingui-lo, aplica-se detecção das bordas e tenta-se construir um contorno a partir das bordas obtidas.

Computacionalmente este modelo é muito mais custoso, mas simula exatamente o comportamento do olho humano, tornando-se muito flexível e genérico.

A detecção de bordas ou contornos é realizada por um algoritmo de detecção de bordas que leva em consideração os gradientes de nível de cinza da imagem original, para gerar uma imagem gradiente ou imagem de intensidade de borda.

O algoritmo calcula um limiar para a perseguição ou busca pelas bordas desejadas. Quanto ele encontra um “*pixel*” com valor superior ao limiar previamente estabelecido, tem-se início o processo de perseguição da borda. Para tal, observa-se a vizinhança para identificar o próximo “*pixel*” que possua o maior valor de nível digital e segue-se nesta direção até que se encontre outra borda ou ainda, localize a fronteira da imagem. A partir deste processo, gera-se uma imagem binária com os valores de 1 referentes às bordas encontradas e 0, às regiões que não foram identificadas como bordas.

Segundo Nascimento (1997), não há um valor de limiar ideal, pois depende do tipo da imagem utilizada, do período em que o dado foi adquirido e dos principais objetivos da pesquisa. Normalmente, a definição dos limiares é atingida após inúmeros testes entre as possíveis combinações no algoritmo. Esses testes continuam até o momento em que o resultado da segmentação seja satisfatório para atingir o objetivo desejado.

A imagem binária será rotulada de tal maneira que as porções da imagem com valores iguais a 0 constituirão as regiões limitadas pelos valores iguais a 1 da imagem, constituindo assim, a imagem rotulada (SANTOS, 2002).

Os métodos de segmentação de imagem existentes utilizam basicamente duas idéias. A primeira delas consiste em achar os contornos dos objetos na imagem. A outra, é responsável pelo agrupamento dos pontos que possuam características semelhantes até que o objeto de interesse seja totalmente reconstruído. Desta forma, o problema de identificação de contornos pode ser resolvido utilizando o operador *watershed*, que é considerado como a principal ferramenta de segmentação morfológica, também conhecida como divisor de águas.

Uma noção mais intuitiva do operador *watershed* pode ser constituída considerando uma imagem em níveis de cinza representada por uma superfície topográfica. Os níveis, neste caso, indicam a altitude do ponto no relevo. Considere, que os mínimos em cada uma das bacias (mínimos regionais) constituindo a superfície sejam perfurados e que, a imersão das bacias ocorra com uma velocidade vertical constante. A água que penetra regularmente pelos orifícios irá preencher

toda a superfície topográfica. Durante o preenchimento, dois ou mais fluxos oriundos de mínimos diferentes podem se fundir. Os diques que foram construídos na superfície para evitar que a junção das águas ocorra constituem as linhas chamadas *watersheds* (MEDEIROS, 2002).

O maior problema da utilização do operador *Watershed*, na maioria das imagens de sensoriamento remoto, em relação aos demais métodos, é a segmentação considerada excessiva, a qual é gerada em função da grande quantidade de bacias de retenção. Essas bacias são normalmente causadas pela grande variabilidade nos valores de níveis de cinza dos alvos, ou seja, ao grande número de alvos diferentes e que fazem parte das imagens (RODRIGUES, 2004).

2.2.5 Registro translacional

Existem inúmeras alternativas que proporcionam identificar ou mensurar a semelhança entre duas imagens. Basicamente, estas medidas calculam a semelhança entre duas imagens e combinam estas diferenças em um valor único.

No registro translacional, podemos considerar uma imagem I com M linhas e N colunas, e uma imagem J com $M + A$ linhas e $N + B$ colunas. Procura-se saber qual sub-imagem $M \times N$ coincide da melhor maneira possível com I. A solução para este problema está em comparar I com as $(A + 1) \cdot (B + 1)$ sub-imagens J_i e J com tamanho $M \times N$. Para cada posição (x, y) , efetua-se o cálculo da medida de semelhança e toma-se o máximo valor encontrado. Muitas vezes, este processo implica em um custo computacional elevado (FACON, 1993).

2.2.6 Registro pelo método do Paralaxe

Segundo Silva (1998), as imagens de um par estereoscópico não são iguais, contudo, registram uma área considerada comum a qual contém imagens de pontos do objeto fotografado as quais são deslocadas horizontal e verticalmente do centro óptico da fotografia. Segundo Paredes (1987), estes deslocamentos são conhecidos como *paralaxes*.

Se considerar um par estereoscópico obtido a partir de câmeras colocadas em certa elevação a uma mesma altura, localizadas em C e C' conforme ilustrado na Figura 2, um sistema de coordenadas do espaço-objeto XYZ arbitrário pode ser

adotado com origem em C. O eixo Y é horizontal e irá coincidir com o eixo óptico da foto mais à esquerda. O eixo X é horizontal e coincide com a base B, que corresponde à distância entre as câmeras e o eixo Z é vertical e aponta para cima.

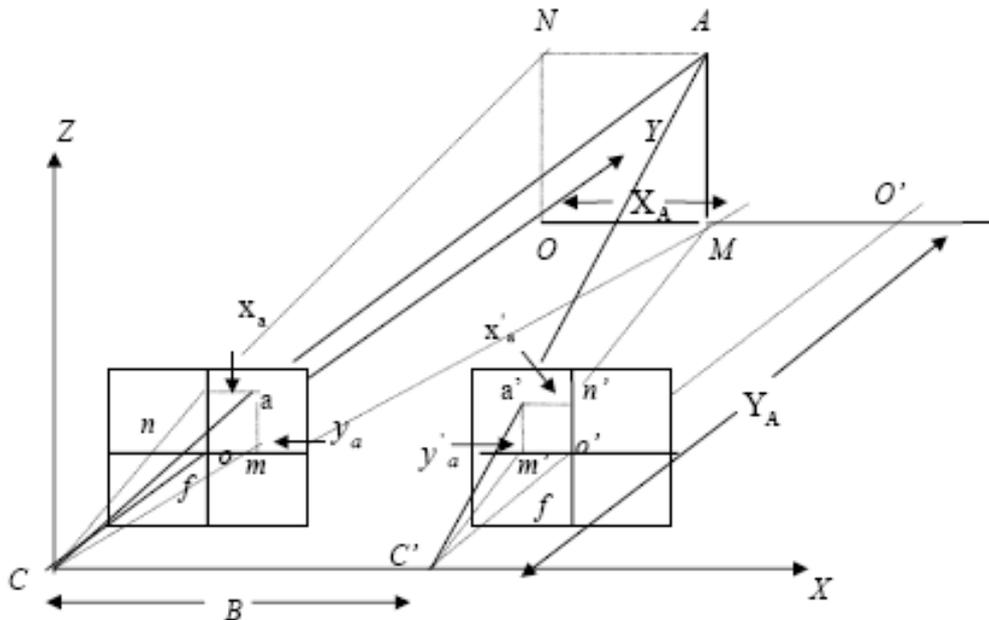


Figura 2. Par estereoscópico de fotos terrestres horizontais obtidas através de câmeras com eixos fiduciais paralelos entre si, a uma mesma elevação e paralelos ao objeto fotografado.

Um ponto-objeto A qualquer é representado na área denominada de superposição do par estereoscópico nos pontos-imagem a e a' respectivamente. As fotocoordenadas do ponto A, as quais são medidas em relação aos sistemas de eixos fiduciais xy e $x'y'$, são x_a e y_a na foto posicionada à esquerda e x'_a e y'_a na foto à direita. O eixo X do objeto e o eixo x da imagem são paralelos e o eixo Z do objeto e o eixo y da imagem também. A diferença algébrica destes deslocamentos horizontais x_a e x'_a do ponto-imagem A em relação ao centro óptico da fotografia é conhecida como paralaxe absoluta do ponto A. A paralaxe é obtida através da medida ao longo das abscissas das imagens de um par estereoscópico devidamente orientado no espaço-fotografia.

Se um par estereoscópico de fotos terrestres horizontais é obtido por meio da utilização de duas câmeras cujos eixos apresentem-se perpendiculares à base, equações da paralaxe podem ser desenvolvidas para de alguma maneira calcular as coordenadas tridimensionais dos pontos de interesse, os quais estão situados na

área de sobreposição. Mais detalhes sobre a utilização de câmeras elevadas a alturas diferentes pode ser encontrados em (WOLF, 1983).

2.2.7 Registro de Seções Seriadas com Thin Plate Splines

Um aplicativo destinado ao registro de imagens muito comum nas áreas de biologia, medicina e em outras áreas, consiste basicamente no alinhamento das imagens de seções seriadas, visando reconstruí-las em 3D. Nestas aplicações, o objetivo principal do processo de registro de imagens está baseado na recuperação do alinhamento das imagens, umas em relação às outras, o qual foi perdido a partir do processo de seccionamento. A transformação necessária para a recuperação do alinhamento é muito fácil de ser identificada como sendo uma transformação de corpo rígido, isto é, composta de uma translação seguida de uma rotação.

As principais e grandes dificuldades relacionadas ao registro deste tipo de imagem surgem devido ao fato da utilização de duas imagens de cortes diferentes de um mesmo corpo e que, portanto, muitas vezes podem apresentar diferenças naturais resultando em alteração de forma, ou de elementos. Assim, o desalinhamento relacionado à aquisição pode se confundir com as diferenças naturais de deformação tornando difícil a determinação precisa dos parâmetros da transformação de corpo rígido através da utilização de elementos intrínsecos à imagem. Quando estas diferenças relacionadas à deformação não são tão grandes, alguns métodos de minimização quadrática podem apresentar bons resultados, em outras situações, nas quais as diferenças são somente locais, os métodos baseados na norma estatística, como por exemplo a transformada de Hough, são mais apropriados.

A utilização do método de *thin plate splines* (TPS), ou *spline* de superfícies, para o registro de imagens com deformações foi proposto pela primeira vez por (GOSHTASBY, 1988). No seu trabalho, ele sugeriu que *thin plate splines* são bem superiores ao emprego de polinômios para a realização de *warping* de imagens. *Thin plate splines* são funções que apresentam características muito interessantes para a aplicação neste tipo de problema. Estas funções efetua a modelagem de uma superfície infinita de metal delgado, no qual pontos de carga provocam as deformações. Sua formulação assegura as condições de que a superfície

interpolante apresenta mínima energia de deformação, com relação aos pontos de carga impostos, e que seja o mais suave possível.

Os *thin plate splines* são formados através da combinação linear de funções radiais, o que significa dizer que os valores da função são obtidos através da diferença (ou distância) das coordenadas do ponto onde a função deve ser considerada para as coordenadas de pontos de referência. À medida que se distancia dos pontos de carga, a função passa a apresentar um comportamento quase linear. Assim sendo, mesmo sendo funções de interpolação globais, as influências das deformações locais tendem a diminuir à medida que se afasta do ponto de deformação. Os métodos globais baseados em ajuste por mínimos quadrados propagam o efeito de distorções locais por toda a extensão da imagem, através do processo de ponderação ou com a função TPS, os efeitos das distorções locais passa a afetar toda a imagem, porém seu efeito tende a diminuir à medida que se afasta do ponto de influência da deformação (GOSHTASBY, 1988).

2.2.8 Registro com thin plate splines

Considerando que algumas imagens apresentam distorções complexas como, por exemplo, projeção bidimensional de objetos tridimensionais, movimentos de objetos, efeitos de oclusão e as deformações de objetos elásticos, existe uma necessidade de identificar métodos que sejam capazes de registrar imagens com estas distorções apresentadas. Os métodos que efetivamente tendem a solucionar esse tipo de problema exploram métodos conhecidos por modelos elásticos.

Um conhecido modelo elástico para o alinhamento de imagens é o *Thin Plate Spline – TPS* (GOSHTASBY, 1988). Os resultados considerados os mais precisos em registro de imagens com distorções geométricas locais foram obtidos através da utilização das funções de mapeamento de superfície *spline* (CASTANHO, 1996). O problema de localizar as funções de mapeamento utilizando TPS pode ser descrito como sendo um problema de interpolação de superfícies de tal forma que as superfícies obtidas como resultado representam as componentes da função de mapeamento e geralmente, são responsáveis pela caracterização das distorções geométricas entre as imagens envolvidas (ODAKURA, 2002).

2.2.9 Registro de Imagens (Modelo polinomial)

O modelo polinomial para registro de imagens utiliza uma função polinomial cujos seus parâmetros são determinados a partir das coordenadas dos pontos de controle os quais são identificados tanto no sistema de referência da imagem como no sistema de referência da base de dados. Trata-se do modelo disponível na maioria dos sistemas destinados ao registro de imagens. Este modelo não é considerado um modelo de correção geométrica por muitos autores, mas sim um modelo de registro de imagens, uma vez que se trata de um modelo que não utiliza informações referentes à aquisição da imagem e nem faz qualquer tipo de distinção sobre a correção geométrica da imagem. Seu desempenho depende de uma distribuição de pontos de controle adequada, da precisão das coordenadas dos pontos de controle e, principalmente, da adequação da função polinomial selecionada para aquilo que se pretende modelar (MCMASTER, 1992).

A utilização de transformações polinomiais de 1º e 2º grau é muito comum nas técnicas de registro de imagens, uma vez que elas efetuam o vínculo entre as coordenadas de imagem e as coordenadas no sistema de referência (geográficas ou de projeção) através da utilização dos seus pontos de controle. A determinação dos parâmetros para a transformação polinomial selecionada é efetuada através da resolução de um sistema de equações. Para a elaboração desse sistema de equações, as coordenadas dos pontos de controle assinalados na imagem devem ser conhecidas tanto na imagem de ajuste (imagem a ser registrada) como no sistema de referência. As coordenadas de imagem (linha, coluna) são obtidas quando o usuário “clica” sobre uma determinada região ou feição na imagem. As coordenadas de referência são habitualmente adquiridas através da utilização de mapas confiáveis que possuam as feições homólogas utilizadas como pontos de controle.

Uma vez determinados todos os pontos de controle e selecionada a transformação polinomial a ser utilizada, um sistema de $2n$ equações é elaborado para solucionar 6 ou 12 argumentos, dependendo do polinômio ser de 1º ou 2º grau respectivamente. Assim sendo, pode-se concluir que o número mínimo de pontos de controle para o polinômio de 1º grau é igual a três e seis para o polinômio de 2º grau. O número mínimo de pontos de controle a ser utilizado dependendo do polinômio, representa a situação do sistema de equações selecionado, no qual o

número de equações coincide exatamente com o número de incógnitas a serem calculadas. Contudo, como as coordenadas medidas dos pontos de controle poderão estar de alguma maneira sujeitas a erros, é conveniente utilizar um número de pontos maior que o mínimo necessário. Nesse caso, utiliza-se um sistema de equações sobre-determinado, que possui um número de equações maior que o número de incógnitas e, desta forma, permite tratar e distribuir os erros de medição dos pontos de controle.

Fundamental considerar sempre que a distribuição dos pontos de controle na área a ser registrada é de suma importância, pois as transformações polinomiais, normalmente, tendem a se comportar de forma adequada somente na região onde estão localizados os pontos de controle (MCMASTER, 1992).

2.2.10 Sistema Automatizado de Registro e Comparação de Imagens Fotográficas em Medicina

Este sistema foi desenvolvido por Venot (1988) e permite a aquisição e o registro de imagens as quais foram obtidas a partir de uma câmera de vídeo conhecida como Vidicon ou ainda, através de *slides* fotográficos. Estas imagens são submetidas a inúmeras correções geométricas e transformadas em tons de cinza antes de serem armazenadas. Desta forma, esse modelo é responsável pela correção dos parâmetros descritos a seguir: planar, translação, rotação, magnificação ou transformação linear de tons de cinza.

Em seguida, é efetuada uma análise das diferenças existentes entre as imagens obtidas, sendo que uma imagem é subtraída da outra, resultando no cálculo das distâncias e áreas das regiões desejadas. Desta forma, esse estudo demonstra, através de alguns resultados experimentais, uma precisão média maior que 3% em aplicações que envolvem cálculos de área.

Alguns exemplos de aplicações também são citados, onde foi utilizado um conjunto de imagens simulando algumas lesões dermatológicas de diversos tamanhos, as quais foram feitas a partir de pedaços de papel de algumas áreas previamente conhecidas. Em seguida, esses pedaços de papel foram afixados em uma mão humana, com o objetivo de simular uma lesão dermatológica (VENOT, 1988).

Após adquirir uma certa quantidade de imagens fotografadas do local desejado, em diversas condições de iluminação e geometria, as imagens foram submetidas ao sistema para as devidas correções posteriores, através da utilização de algoritmos, os quais foram sugeridos pelos autores. Percebe-se, ao final, através de uma tabela que permite comparar os valores reais de área com os valores obtidos através do sistema, um percentual relativo de erro na casa de 2,6%.

Um outro exemplo de aplicação pode estar relacionado com a área de cirurgia plástica onde, partindo-se de um paciente que teve uma deformação no crânio resultante de um acidente, pode-se efetuar algumas comparações entre as imagens antes e depois da cirurgia realizada, com o objetivo de se detectar a eficiência da cirurgia plástica.

Desta forma, são sugeridos também alguns cuidados a serem observados na etapa de aquisição das imagens, como por exemplo o ângulo de vista a ser mantido idêntico entre as imagens para que as mesmas porções do objeto em questão sejam capturadas, de modo que a tarefa dos algoritmos de subtração seja um tanto quanto facilitada (MEDEIROS, 2001).

A utilização de transformações polinomiais do 1º e 2º grau é muito comum no registro de imagens. As transformações polinomiais fazem a ligação entre as coordenadas de imagem e as coordenadas do sistema de referência, através dos pontos de controle. Pontos de controle são feições fáceis de serem identificadas na imagem e no terreno, ou seja, são feições homólogas cujas suas coordenadas são conhecidas na imagem e no sistema de referência utilizado.

A determinação dos parâmetros da transformação polinomial escolhida é efetuada através da resolução de um sistema de equações. Para resolução desse sistema de equações, as coordenadas dos pontos de controle devem ser conhecidas nas duas imagens, ou seja, tanto na imagem de ajuste (imagem a ser registrada) como na imagem de referência. As coordenadas de imagem (linha, coluna) são obtidas no momento em que o usuário “clica” sobre a feição na imagem. As coordenadas de referência são normalmente obtidas através de mapas que contenham as feições homólogas utilizadas como pontos de controle. Os vários sistemas até então disponíveis também aceitam as medições efetuadas diretamente no terreno (GPS), dados vetoriais existentes e imagens geo-referenciadas como fontes de extração das coordenadas de referência.

O número mínimo de pontos de controle representa o sistema de equações determinado, onde o número de equações deve coincidir com o número de incógnitas a serem calculadas. Contudo, como as coordenadas medidas dos pontos de controle muitas vezes estão sujeitas a erros, é interessante utilizar um número de pontos maior que o mínimo necessário. Sendo assim, trabalha-se com um sistema de equações sobre-determinado, que apresenta um número de equações maior que o número de incógnitas e permite tratar e efetuar a distribuição dos erros de medição dos pontos de controle. Na prática, aconselha-se a utilização de seis pontos de controle para o polinômio de 1º grau e dez pontos de controle para o polinômio de 2º grau. Deve-se ter sempre em mente que a distribuição dos pontos de controle na área a ser registrada é de extrema importância, uma vez que as transformações polinomiais, normalmente, tendem a se comportar de forma adequada apenas na região onde estão localizados os pontos de controle (FONSECA, 2000).

2.3 Detecção de bordas ou contornos

2.3.1 Operadores

2.3.1.1 Operador de Roberts

É considerado o mais antigo e também o mais simples algoritmo de detecção de bordas ou contornos. Para tal, utiliza uma matriz 2 x 2 para localizar as mudanças nas direções x e y. Se a magnitude calculada for considerada maior do que o menor valor de entrada (definido de acordo com a natureza e qualidade da imagem que está sendo processada), o pixel será considerado como parte integrante de um borda. O pequeno tamanho da máscara para este operador é o que o torna fácil de se implementar e rápido para efetuar os cálculos da máscara de resposta. Em contrapartida, as respostas são muito sensíveis aos ruídos existentes na imagem (SEARA, 1998).

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Figura 3. Máscara de Roberts

2.3.1.2 Operador de Sobel

O operador de Sobel utiliza duas máscaras para localizar os gradientes vertical e horizontal das bordas e possui algumas características importantes descritas a seguir:

- O ângulo do gradiente corresponde à direção da maior variação da intensidade;
- Pelo fato das máscaras utilizadas serem 3 x 3 ao invés de 2 x 2, Sobel tende ser muito menos sensível ao ruído do que o operador de Roberts;
- Os resultados tendem a ser mais precisos;
- A computação de $|G|$ se torna um tanto quanto mais complexa. Na prática $|G|$ é aproximada da seguinte forma: $|G| = |G_x| + |G_y|$;
- Neste operador, o módulo do gradiente é proporcional à derivada local da intensidade (SEARA, 1998).

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Figura 4. Máscara de Sobel

2.3.1.3 Operador de Robinson

O operador de Robinson é muito semelhante ao de Sobel, porém usa um conjunto de oito máscaras, sendo que quatro delas podem ser vistas na figura 5:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & -1 & -0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 5. Máscara de Robinson

As outras quatro matrizes são pura e simplesmente as negações destas mostradas na figura 5. A magnitude do gradiente é o valor máximo obtido depois da aplicação das oito máscaras ao pixel vizinho, sendo que o ângulo do gradiente pode ser aproximado como o ângulo encontrado na linha de zeros na máscara dando a resposta máxima. Este algoritmo certamente aumenta a precisão de $|G|$, mas, em contrapartida requer mais computação do que os operadores de Roberts e Sobel, justamente pelo tamanho das máscaras utilizadas (SEARA, 1998).

2.3.1.4 Detector de bordas de Canny

Na criação do algoritmo de detecção de bordas de canny, estabeleceu-se uma série de requisitos que um detector de bordas deveria ou até mesmo poderia satisfazer. Estes requisitos mínimos estão descritos a seguir:

- Taxa de erro: um detector de bordas deveria identificar e encontrar somente as bordas da imagem em questão, sendo que nenhuma borda deveria faltar;
- Localização: a distância entre os *pixels* de borda localizadas pelo detector de bordas e a borda real da imagem deveria ser a menor possível;
- Resposta: o detector de bordas não deveria identificar inúmeros *pixels* de borda onde na realidade exista somente um único pixel.

O detector de bordas de Canny é um filtro de convolução f que uniformizaria o ruído contido na imagem e efetuará a localização das suas bordas. Basicamente, o problema estaria em identificar um filtro que otimizasse os três critérios de um detector de bordas. Se levarmos em consideração uma borda de uma dimensão com variação no contraste e então convolucionando esta borda com a função de uniformização de Gauss, o resultado deste processo será uma variação contínua do valor inicial até o valor final, apresentando uma inclinação máxima no ponto onde existe um "degrau". Se esta continuidade é diferenciada em relação ao valor de x , esta inclinação máxima será o máximo da nova função em relação a original.

A aproximação do filtro de Canny para detecção de bordas é G' . Convolucionando a imagem com G' obtemos uma imagem resultado que apresentará as bordas, mesmo na presença dos ruídos. A convolução é um processo relativamente simples de ser implementado, mas é custosa do ponto de

vista computacional, especialmente se o processo for em duas dimensões. Entretanto, uma convolução de Gauss bidimensional pode ser dividida em duas convoluções de Gauss unidimensionais.

A intensidade computacional do detector de bordas de Canny é, normalmente, relativamente alta, e os resultados obtidos são geralmente pós-processados para que apresentem maior clareza. Entretanto, o algoritmo é mais eficiente no processamento de imagens que possuam ruídos ou ainda bordas difusas (SEARA, 1998).

2.3.1.4.1 Detector de Canny com focalização de estrutura de borda

Segundo Vale (2004), no método de detecção de bordas ou contornos de Canny, podem ser identificadas quatro etapas de pré-processamento, apresentadas a seguir: suavização, diferenciação, supressão não máxima e limiarização adaptativa. As duas primeiras etapas são consideradas responsáveis pela geração de uma superfície na qual, cada localização correspondente a um pixel da imagem original, é associada a uma cota dada pela magnitude de gradiente. Nessa superfície, as cumeeiras corresponderão às bordas da imagem em questão. Se essa superfície sofrer uma transformação e o resultado for uma imagem, normalmente denominada 'imagem de magnitude do gradiente', as bordas poderão ser facilmente visualizadas como traços com vários *pixels* de espessura, sendo que o afinamento destas cumeeiras é efetuado pelo processo chamado de supressão não máxima.

O último passo a ser executado é o processo de histerese, o qual consiste basicamente em complementar as bordas que foram afinadas e previamente obtidas, bem como, eliminar pelo menos uma pequena parte das bordas espúrias. O método detector baseado em difusão anisotrópica não linear via EDP apresenta duas etapas básicas, descritas a seguir.

- A primeira etapa consiste na realização do processo de difusão anisotrópica obtendo como resultado a geração de uma imagem suavizada sem, no entanto, permitir que aconteça qualquer tipo de deslocamento das estruturas da imagem.
- A segunda etapa consiste da aplicação de uma estratégia simples de limiarização da imagem de magnitude do gradiente. Ressalta-se que, o

detector de bordas ou contornos de Canny é um processo considerado completo, visto que a saída já é uma imagem de bordas bem afinadas, pronta para ser vetorizada e conseqüentemente iniciar-se o processo de reconhecimento dos objetos de interesse da imagem desejada (VALE, 2004).

2.3.1.5 Operador de Marr-Hildreth

O operador de Marr-Hildreth tornou-se largamente utilizado devido:

- A reputação de Marr;
- Pesquisadores identificaram campos nos olhos de alguns animais que tinham comportamento semelhante a este operador (campos receptivos);
 - O operador é simétrico, uma vez que as bordas podem ser encontradas em todas as direções, ao contrário dos operadores que usam a primeira derivada, os quais são considerados unidirecionais (SEARA, 1998).

O método utilizado neste algoritmo de detecção de contornos consiste em borrar a imagem com um kernel gaussiano, obter o Laplacian, localizar os cruzamentos por zero e identificar os contornos fechados a partir dos pontos localizados.

2.3.2 Critérios para um detector de bordas genérico

Dependendo da necessidade de aplicação, a detecção de bordas ou contornos pode ser considerada como um fim ou ainda como um pré-processamento objetivando os passos subsequentes. De qualquer maneira, para que sejam alcançados os resultados desejados, é de extrema importância que a estratégia de detecção de bordas ou contornos apresente certa eficiência, bem como, seja confiável. A fim de que as variações nos níveis de cinza sejam detectadas, ou seja, as bordas sejam encontradas, é necessário diferenciar a imagem. Contudo, quando a imagem é diferenciada, todas as variações dos níveis de cinza acabam sendo detectadas e, por conseqüência, acaba-se detectando também algumas bordas espúrias, que é uma forma de variação indesejada mas que fatalmente acaba sendo encontrada.

Para que estas bordas chamadas de espúrias, provenientes de imagens ruidosas ou ainda, resultantes da textura da imagem, não sejam facilmente

detectadas, deve-se efetuar um processo de suavização da imagem antes da detecção efetiva das bordas. Entretanto, existem alguns efeitos indesejados e que estão intimamente relacionados à suavização, como por exemplo, perda de algum tipo de informação e deslocamento de estruturas de feições consideradas importantes na imagem. Além disso, os operadores utilizados apresentam diferenças entre suas propriedades, resultando em bordas diferentes. Logo, pode-se afirmar que é uma tarefa árdua desenvolver um algoritmo de detecção de bordas ou contornos que possua desempenho interessante em diversos contextos e ainda capture os requisitos necessários para utilização nos estágios subsequentes do processamento (ZIOU, 1998).

Conseqüentemente, relacionados ao processamento de imagem digital, uma série de detectores de bordas ou contornos têm sido desenvolvidos, objetivando diferentes propósitos, com formulações matemáticas variadas e com características algorítmicas bem distintas. Com base nos inconvenientes acima mencionados, Canny (1986), desenvolveu um processo de detecção de bordas a partir de critérios de quantificação de desempenho dos operadores de bordas, os quais ficaram conhecidos como critérios de detecção e de localização. Estes critérios de desempenho estão sujeitos ao critério de resposta múltipla, que corresponde ao fato de que na saída do operador deve haver uma única resposta para uma única borda. Visando o atendimento dos critérios, o método de Canny aproxima-se do operador considerado ótimo, obtido a partir dos critérios de desempenho considerados, pela primeira derivada da função Gaussiana. Complementando este operador, foi proposto um processo que ficou conhecido como supressão não máxima, que corresponde à supressão de valores de *pixels* que não forem máximos locais na direção transversal à borda, e que de alguma maneira causaria um afinamento da borda, apresentando resposta múltipla, e uma limiarização adaptativa (histerese) com “complementação de bordas”, para conseguir eliminar a fragmentação dos contornos das bordas (VALE, 2002).

Conforme (Canny, 1986), qualquer filtro para a detecção de bordas ou contornos deve atender a três critérios básicos, relacionados a seguir.

- O primeiro critério é denominado taxa de erro ou detecção, o qual consiste na maximização da razão sinal/ruído (RSR). Quanto maior for o valor RSR, maior

é a probabilidade de se detectar as bordas consideradas verdadeiras (ou físicas) da imagem em questão.

- O segundo critério especifica que os pontos da borda devem estar bem localizados, isto é, as distâncias entre os pontos detectados pelo método e as respectivas posições verdadeiras devem ser as menores possíveis.
- Finalmente, o critério de localização (L), definido como sendo o inverso da distância entre um ponto localizado pelo método e a respectiva posição verdadeira na imagem. Portanto, quanto maior for o valor de L, mais próximos das posições verdadeiras na imagem estarão os pontos detectados pelo filtro.

Pelo demonstrado acima, o projeto de um filtro para a detecção de bordas ou contornos arbitrários envolve a maximização de ambos os critérios (RSR e L), o que pode ser considerado como a maximização do produto entre eles (CANNY, 1986)].

2.4 Métodos de segmentação baseados em regiões

O principal objetivo da segmentação de imagens é, basicamente, definir as regiões mais importantes da imagem. Enquanto os métodos de limiarização e aqueles baseados na detecção de bordas ou contornos resolvem este problema localizando diferenças nas tonalidades dos *pixels* ou ainda no conjunto de *pixels*, os métodos baseados em regiões abordam a procura de similaridades entre eles. Sendo assim, as técnicas mais conhecidas desta categoria são denominadas Crescimento de Região (Region Growing) e Divisão e Fusão (Split and Merge) (BALAN, 2003).

2.4.1 Crescimento de Região (Region Growing)

Como sugere o próprio nome, o objetivo principal deste método é expandir pequenos grupos de *pixels* em regiões um pouco maiores. Partindo de um conjunto inicial de pontos, soma-se a cada um deles novos *pixels* vizinhos que contenham algumas propriedades semelhantes, tais como cor, textura ou nível de cinza. Um critério bastante simples de agregação para novos *pixels* é conhecido como o módulo da diferença entre os tons de cinza dos *pixels* em questão, ou seja, se este valor for menor que um determinado limiar (T) previamente informado, então o novo

pixel é agregado à região. Embora o método de Crescimento de Região seja extremamente simples, pode apresentar dois problemas descritos a seguir:

a) como selecionar “sementes” que representem da melhor maneira as regiões de interesse;

b) qual o critério de agregação que apresenta uma melhor adaptação ao tipo de imagem que está sendo utilizada.

Normalmente, o primeiro problema está intimamente relacionado à natureza da imagem utilizada.

Por exemplo, numa aplicação que utilize imagens adquiridas a partir de dispositivos infravermelhos é muito comum que os objetos de interesse apresentem um brilho maior que os demais. Desta forma o conjunto de sementes poderia apresentar-se como um conjunto de pixels cuja tonalidade apresente uma maior aproximação da cor branca. A seleção do critério de agregação a ser utilizado está relacionada não somente ao problema em questão, mas também ao tipo de imagem disponível. Por exemplo, a análise de fotografias adquiridas através de satélites pode tirar um enorme proveito da utilização das cores. A conectividade da vizinhança também é outro fator fundamental e que de alguma maneira deve ser considerado.

Os tipos utilizados mais comuns são a vizinhança de quatro unidades em forma de cruz (4-conectada) e a de oito vizinhos em forma de bloco (8-conectada). Normalmente, é possível que a escolha inadequada do tipo de vizinhança induza o método à produção de um resultado indesejado dependendo da aplicação. Por exemplo, se os contornos de determinadas regiões da imagem que está sendo segmentada estão baseados em um vizinhança 8-conectada, é melhor utilizar a vizinhança 4-conectada objetivando o processo de crescimento, para não ocorrer que uma região “vaze” para dentro de outra região vizinha. Por outro lado, se a imagem possui apenas contornos de vizinhança 4-conectada, o método de crescimento de região pode utilizar a vizinhança 8-conectada sem apresentar maiores problemas (BALAN, 2003).

Segundo Vliet (1988), são considerados detalhes ou bordas de uma imagem os contornos simples e conectados, com espessura de um *pixel*, situados no centro de duas regiões adjacentes com uma considerável variação ou diferença nos seus níveis de cinza.

Os métodos de registro de imagens baseados na detecção de bordas ou contornos, geralmente, envolvem a localização destas regiões da imagem onde a variação dos tons de cinza ocorre de maneira brusca. As descontinuidades, como são chamadas estas variações, podem ocorrer na forma de alguns pontos isolados, linhas, curvas e, a partir das quais são formados os contornos, ou bordas, dos objetos contidos na imagem. Geralmente, a existência de tais descontinuidades é característica de um conjunto muito pequeno de imagens. Em muitas delas, a transição de uma região para outra ocorre de maneira tão sutil que tornam a aplicação dos métodos de detecção de bordas uma opção inviável, ou ainda, requerem alguma técnica de pré-processamento antes da identificação dos contornos.

Após identificadas as descontinuidades segue-se, geralmente, a aplicação de algum método que seja capaz de conectar os fragmentos resultantes e gerar contornos que estejam efetivamente associados com os contornos reais dos objetos. Estes métodos são conhecidos como algoritmos de enlace (edge linking algorithms) e na maioria das vezes utilizam técnicas de percurso em grafos. Basicamente, a idéia utilizada pelos métodos que detectam as descontinuidades está na aplicação de um operador de derivação local, como por exemplo o Gradiente $G(x, y)$ e o Laplaciano $L(x, y)$, que são operadores de derivada de primeira e segunda ordem, respectivamente.

A imagem digital pode ser considerada simplesmente como uma função de duas variáveis x e y . Se utilizarmos como análise a primeira derivada desta função, podemos muito facilmente identificar estas transições, uma vez que para as regiões de níveis constantes da imagem a derivada será sempre zero e para as descontinuidades a derivada deverá assumir um valor maior ou menor que zero. Desta forma, o sinal da segunda derivada pode ser utilizado para se identificar quando a transição está acontecendo de um tom mais escuro para um mais claro ou vice-versa (BALAN, 2003).

Analisar imagens é uma tarefa de difícil implementação computacional e o que existe disponível é um conjunto de inúmeras técnicas de processamento de imagens, que de alguma maneira podem ser empregadas na obtenção de algumas informações sobre os objetos que fazem parte das cenas. A primeira etapa em um processo de análise de imagens é a segmentação Gonzáles (1994), que consiste

na divisão da imagem nos elementos que a constituem. Embora exista um número considerável destas técnicas de segmentação (métodos baseados em classificação, bordas, regiões, formas e métodos híbridos), nenhum consegue apresentar bons resultados em todas as situações de uso.

2.4.2 Seleção de Pontos de Controle

A fase considerada como sendo a mais difícil do processo de registro é a de determinação dos pontos de controle. Eles são utilizados para efetuar uma estimativa da transformação que deverá ser utilizada no processo de mapeamento. Se o modelo de mapeamento selecionado for adequado, a precisão do registro é garantida pela identificação e localização precisa dos pontos de controle.

Este processo, normalmente, é realizado em dois passos descritos a seguir:

1. Extração das feições;
2. Casamento das feições.

Alguns métodos de extração e casamento de feições são detalhados e descritos a seguir.

O primeiro método, determina dois conjuntos de pontos de controle, ou seja, dois subconjuntos de pontos, um da imagem 'A' e outro da imagem 'B'. O segundo, os pontos em 'A' devem ser correspondentes aos pontos em 'B', ou seja, para cada ponto em 'A' que representa uma porção da imagem existe um ponto em 'B' que representa esta mesma porção. Esses pontos são conhecidos como pontos de controle. No terceiro passo, os pontos correspondentes são utilizados para estimar a função de mapeamento que consiga relacionar os pontos restantes nas imagens (ODAKURA, 2002).

Geralmente, os algoritmos de registro de imagens utilizam-se de um dos métodos descritos a seguir:

1. Baseado em área;
2. Baseado em feições;
3. Baseado em contornos.

O primeiro deles é inadequado para registro Imagem-Mapa. Neste caso, o método mais apropriado é o baseado em feições. inúmeros métodos em uma fase inicial de processamento necessitam de um registro considerado grosseiro que basicamente tem por finalidade estimar os parâmetros de rotação e translação, com erro de alguns *pixels*. O registro considerado grosseiro pode ser realizado de duas maneiras, ou seja, automática ou manual. O usuário pode selecionar manualmente, alguns pontos de controle, normalmente dois ou três, e que serão utilizados para estimar a rotação e translação. Para estimar a rotação entre duas imagens pode ser utilizado o método de estimação da direção de iluminação ou determinando a rotação entre contornos contidos nas imagens (FEDOROV, 2002).

2.4.3 Transformações geométricas

É considerada transformação geométrica uma função biunívoca $f: R \times R \rightarrow R \times R$, onde, R é o conjunto dos números reais. Costuma-se separar f em duas componentes f_x e f_y , que apresentam as transformações no eixo x e y . Como a função é biunívoca existe uma função inversa f^{-1} . Algumas vezes o ponto definido, por f^{-1} , não é um inteiro (x, y) e, desta forma, não possui nível de cinza definido. Para minimizar este problema, deve-se interpolar o valor do nível de cinza para pontos que não caem na grade onde f é definida.

Geralmente, a transformação geométrica pode apresentar dois problemas descritos a seguir:

- Determinação da função f de transformação;
- Seleção do algoritmo de interpolação mais adequado ao caso.

2.4.4 Determinação da função de transformação

A principal finalidade da transformação geométrica é procurar eliminar algumas distorções causadas pelo sistema de imageamento e distorções ocasionadas pela posição do sistema. Quando isto acontecer deve-se dispor de um modelo das distorções inseridas pelo sistema de imageamento, bem como, informação da disposição do sistema durante a aquisição da imagem. Este tipo de correção é conhecido como malha aberta. Os erros restantes após a correção, estão

relacionados à falta de precisão das informações sobre a posição do sistema de imageamento. Quando não se dispõem das informações sobre o sistema de imageamento, elas devem ser inferidas das próprias imagens. Esta determinação pode ser feita através dos pontos de controle previamente definidos na imagem. Um ponto de controle, conforme citado anteriormente é um ponto da cena cuja posição é conhecida em ambas as imagens (ANTUNES, 1999).

2.5 Limiarização (Thresholding)

A limiarização é o método mais simples de segmentação de imagens. Basicamente, considera que todos os *pixels* que estão contidos em uma faixa de intensidade são classificados como pertencentes a uma mesma região.

Geralmente, a limiarização é aplicada a imagens que possuem regiões homogêneas sob um plano de fundo que seja uniforme. Uma aplicação considerada bastante adequada para o processo de limiarização binária, por exemplo, seria a extração de texto da imagem digitalizada de uma página qualquer. Existem inúmeras técnicas para se obter os valores de corte. Uma delas é a seleção manual, a qual utiliza o melhor resultado obtido após alguns testes com vários valores pelo usuário. No entanto, este método não é considerado como um dos mais precisos e também difícil de ser reproduzido. Considerando as técnicas automáticas existentes, a mais tradicional, bem como a mais intuitiva, utiliza como base a detecção dos pontos de mínimo do histograma da imagem em questão (SAHOO, 1988).

O histograma é uma função, através da qual se consegue indicar o nível de ocorrência de um determinado tom de cinza dentro da imagem (para imagens coloridas, indica o nível de ocorrência de cada cor pertencente ao sistema que está sendo utilizado). É razoável imaginar que para os valores de cor (nível de cinza, por exemplo) onde esta função apresenta os níveis mínimos (o que significa dizer que não existe esta cor na imagem), há uma barreira que visa separar os objetos da imagem que apresentem níveis de cinza diferentes. Desta forma, os valores T_0, \dots, T_m são considerados os pontos de mínimo do histograma da imagem em questão. A desvantagem desta técnica está intimamente relacionada ao fato de que muitas vezes os vales são longos e planos, tornando a escolha do limiar um processo arbitrária. Também, pode-se considerar que os vales assumam valores muito baixos, o que proporciona ao método detectar ruídos com maior intensidade (BALAN, 2003).

Uma outra técnica existente é conhecida como Otsu recursivo, cujo método de Otsu simples (para duas partes do histograma separados por um mínimo local) é aplicado sucessivamente à imagem, uma vez que a cada iteração uma parte da imagem que já passou pelo processo de segmentação é desconsiderada, aplicando-se novamente o método para os *pixels* que restarem. Uma vez selecionados de forma adequada os limiares T_0, \dots, T_m , também é possível encontrar as prováveis bordas ou contornos dos elementos existentes na imagem envolvida no processo (BALAN, 2003).

2.6 Algoritmos de Enlace (Edge Linking)

Os algoritmos de segmentação baseados em bordas ou contornos, geralmente fazem uso de alguns mecanismos que sejam capazes de efetuar a ligação entre os segmentos que foram obtidos na fase inicial da detecção. O objetivo principal é produzir algumas formas e curvas que possuam significado relevante, de modo que a partir destas seja viável um estudo mais profundo das características geométricas dos objetos. No entanto, não se trata de uma tarefa muito simples, uma vez que um pequeno ruído encontrado na imagem pode, em alguns casos, levar o algoritmo à produção de curvas desconexas e que não possuam relevância no contexto, desta forma tornando impossível a conexão dos pontos no processo subsequente. Entre os métodos mais conhecidos estão os de análise local, análise baseada na transformada de Hough e percurso em grafos (GONZALES, 1987).

A análise local é considerada a mais simples de todas, uma vez que consiste na análise das características de todos os *pixels* da imagem dentro de uma vizinhança relativamente pequena, geralmente 3×3 ou 5×5 . Sendo assim, todos os pontos que apresentarem características similares serão conectados, formando uma fronteira de *pixels* que compartilham atributos em comum. Este método, utiliza como características principais de análise, a intensidade e a direção do gradiente da imagem.

Segundo Facon (1993), o método baseado na transformada de Hough é muito utilizado para localizar algumas curvas bem específicas da imagem, tais como, circunferências ou elipses. Utiliza a idéia de transferência da imagem original do espaço cartesiano para o espaço onde estejam localizados os parâmetros da curva que se deseja encontrar. Esta operação resulta no mapeamento em um único ponto

p , no espaço dos parâmetros, de todos os pontos da imagem original e que pertençam à curva cujos parâmetros são as coordenadas de p . Sendo assim, para se identificar curvas específicas, basta localizar no espaço dos parâmetros os pontos que apresentem maior evidência.

Já os métodos de percurso em grafos são, geralmente, bem mais complexos, contudo apresentam vantagem de oferecer resultados mais satisfatórios quando da presença de ruídos na imagem. Esta técnica de análise global consiste em representar segmentos de reta na forma de uma estrutura em grafo e, a partir desta estrutura, localizar e identificar caminhos que apresentem menor custo, bem como, que representam contornos mais significativos na imagem. Facon (1993) e Gonzáles (1987) apresentam um estudo mais profundo desta técnica.

2.7 Mapeamento de Imagens

As imagens utilizadas no processo de registro podem ser relacionadas a partir de funções de transformação simples se suas geometrias forem semelhantes. Sendo assim, transformações como translação, rotação e escala, apresentadas na Figura 6, geralmente, são utilizadas.

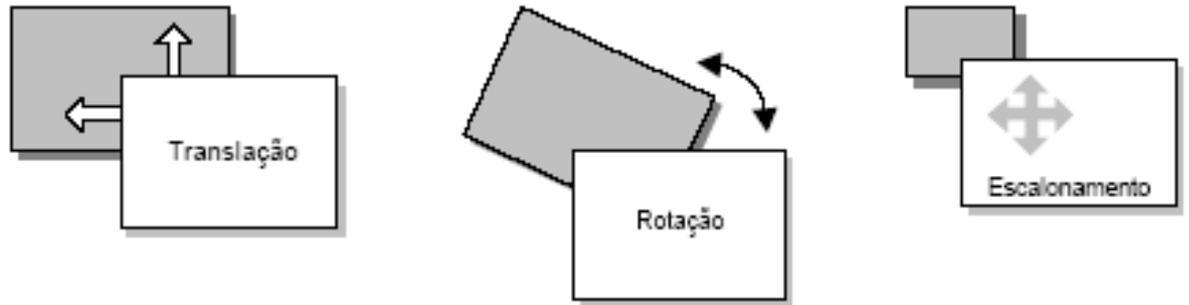


Figura 6. Transformações de translação, rotação e escala.

Se a geometria das imagens é diferente, as transformações podem ser aproximadas através da utilização de uma função polinomial cujos parâmetros podem ser determinados a partir das coordenadas dos pontos de controle utilizados. Este modelo apresenta um desempenho que depende intimamente de uma boa distribuição dos pontos de controle, da precisão das coordenadas destes pontos de controle e, o fator mais relevante, da adequação da função polinomial selecionada para aquilo que se pretende modelar (FEDOROV, 2002).

2.8 Fusão de Imagens

A fusão de imagens tem como objetivo principal a geração de uma imagem a partir de imagens múltiplas (imagens multiespectrais, fotografias aéreas, imagens de radar e imagens médicas) para a extração de informações que apresentem maior qualidade, ou ainda, visando explorar características específicas de duas imagens, como por exemplo, uma imagem de tomografia apresentando detalhes anatômicos combinada com uma imagem de termografia com características funcionais. A fusão de imagens com diferentes resoluções tem como objetivo principal, buscar a melhoria da resolução espacial e a manutenção da qualidade espectral. Imagens pancromáticas que apresentem alta resolução podem ser combinadas com imagens multiespectrais com resolução espacial mais baixa através do uso de técnicas apropriadas. Sendo assim, a resolução espectral é preservada, enquanto a resolução espacial mais alta é incorporada de modo que represente o conteúdo de informação das imagens com uma maior riqueza de detalhes. Um caso especial

deste método é a fusão de bandas de um único sensor com o objetivo de realçar a resolução da imagem.

Algumas das abordagens para a fusão de imagens como, por exemplo, Transformação HSV e Substituição da Componente Principal, já se encontram implementadas e disponíveis em programas comerciais. Os provedores de imagem também já integraram alguns dos produtos mais conhecidos de fusão de resolução no catálogo de seus produtos padrão. Como exemplos disso, pode-se considerar as imagens SPOT e IKONOS. Ainda assim, em muitas situações os usuários têm que efetuar o ajuste de parâmetros individuais do processo de fusão. Um bom exemplo disso é o uso de combinações aritméticas que permitam ao usuário parametrizar pesos distintos nas imagens de entrada para realçar características relevantes à aplicação. Alguns autores demonstram a idéia de que o método de fusão de imagens não deve distorcer as características espectrais dos dados originais, garantindo assim que alvos espectralmente separáveis nos dados originais sejam separáveis também no conjunto de dados resultante, mantendo assim a integridade deles. Inúmeros e diferentes métodos de fusão têm sido propostos e mutuamente comparados no que diz respeito à manutenção da informação espectral. Contudo, na grande maioria dos casos, os resultados obtidos dependem da cena (CHAVEZ, 1986).

Considerando os mais diversos tipos de dados de sensoriamento remoto disponíveis, cada vez mais é clara a necessidade de integração de diferentes tipos de imagens. A integração de dados é um dos procedimentos mais importantes no que tange o estudo do espaço geográfico.

Inúmeras técnicas de integração se fazem presentes e estão disponíveis nos principais aplicativos de sensoriamento remoto, tais como: Transformação IHS, Principais Componentes, *wavelet*, normalização, dentre outros. Ainda assim, nem sempre o produto final apresenta uma interpretação fácil, uma vez que a imagem resultante, apresenta algumas características que foram totalmente modificadas.

É fundamental que em qualquer procedimento de integração ou fusão de imagem de alta resolução espacial com outra imagem que apresente alta resolução espectral, que se preservem, as características espectrais da informação original. Na verdade nenhum dos métodos disponíveis e conhecidos preserva a integridade espectral em sua totalidade, contudo, geralmente, apresentam um grande

incremento na detecção de feições, normalmente, apresentando difícil identificação nas imagens de baixa resolução espacial.

A imagem fundida passa a apresentar uma melhor resolução espacial e uma resolução espectral de certo modo mais próxima da imagem multiespectral. Os conjuntos de imagens utilizados na fusão devem ser analisados de acordo com suas resoluções espacial e espectral, porém a imagem híbrida resultante pode ser avaliada através da resolução temática. Esta, estaria relacionada à capacidade do usuário de poder identificar padrões a partir de imagens híbridas (CARPER, 1990).

2.9 Divisão e Fusão (Split and Merge)

Este método apresenta-se como uma alternativa de segmentação baseada nas regiões que não se utiliza de um conjunto inicial de pontos para a resolução efetiva do problema (GONZALES, 1987). Ele constitui uma combinação de outros dois métodos bastante conhecidos: o Split e o Merge. No processo de Divisão e Fusão a imagem original é dividida, conforme pode ser observado na figura 6(a), de modo recursivo a partir de seu todo, e as novas partições resultantes ainda podem ser às vezes fundidas. O método tem como proposta atuar em torno de uma proposição previamente estabelecida P . Uma região R é dividida em quatro novas regiões denominadas quadrantes, se, e somente se, a proposição $P(R)$ for falsa e, desta forma, duas regiões R_1 e R_2 são fundidas quando $P(R_1 \cup R_2)$ for verdadeira. Por exemplo, a proposição $P(R)$ pode ser verdadeira quando todos os *pixels* de R apresentarem intensidades iguais. Ou, algo mais flexível, quando a variância entre as intensidades deste *pixels* apresentar-se abaixo de um limite pré-estabelecido T (variância zero, indica que todos os *pixels* possuem intensidades iguais). Concluindo, o algoritmo se resume nos seguintes passos:

1. Dividir em quadrantes qualquer região R que satisfaça a proposição $P(R) = \text{FALSE}$;
2. Fundir quaisquer regiões adjacentes R_1 e R_2 e que satisfaçam a proposição $P(R_1 \cup R_2) = \text{TRUE}$;
3. Abortar no momento que não houver mais regiões que de alguma maneira possam ser divididas ou fundidas. Uma representação mais conveniente das regiões neste método pode ser feita através da conhecida estrutura quadtree, já que ela, por sua natureza, apresenta quatro descendentes para cada nó.

Uma variação bem comum deste método foi proposta por Horowitz (1974) a qual está baseada na verificação da forma do histograma da imagem antes de executar o particionamento. Um histograma bimodal é aquele que possui apenas dois picos (pontos máximos locais) e um ponto de mínimo local. O critério utilizado neste método para decidir o momento certo de particionar a imagem, ou um quadrante, primeiramente, consiste em identificar se o histograma da mesma é ou não bimodal. Em caso positivo, submete-se a imagem do quadrante à operação de limiarização (thresholding) pelo método de Otsu, ou, caso contrário, particiona-se a mesma em novos quadrantes (BALAN, 2003).

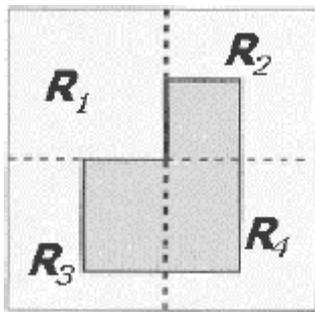


Figura 6(a). Divisão e Fusão (Split and Merge).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Ferramenta Utilizada - Matlab

De acordo com a definição dada por Moler (1980), criador do MATLAB e cientista chefe da The MathWorks, o MATLAB é um ambiente de computação técnico-científica para desenvolvimento de sistemas sofisticados e eficientes.

Segundo Chapman (2003), o MATLAB apresenta muitas vantagens, em comparação com linguagens de programação convencionais, dependendo da aplicação que se faça necessária.

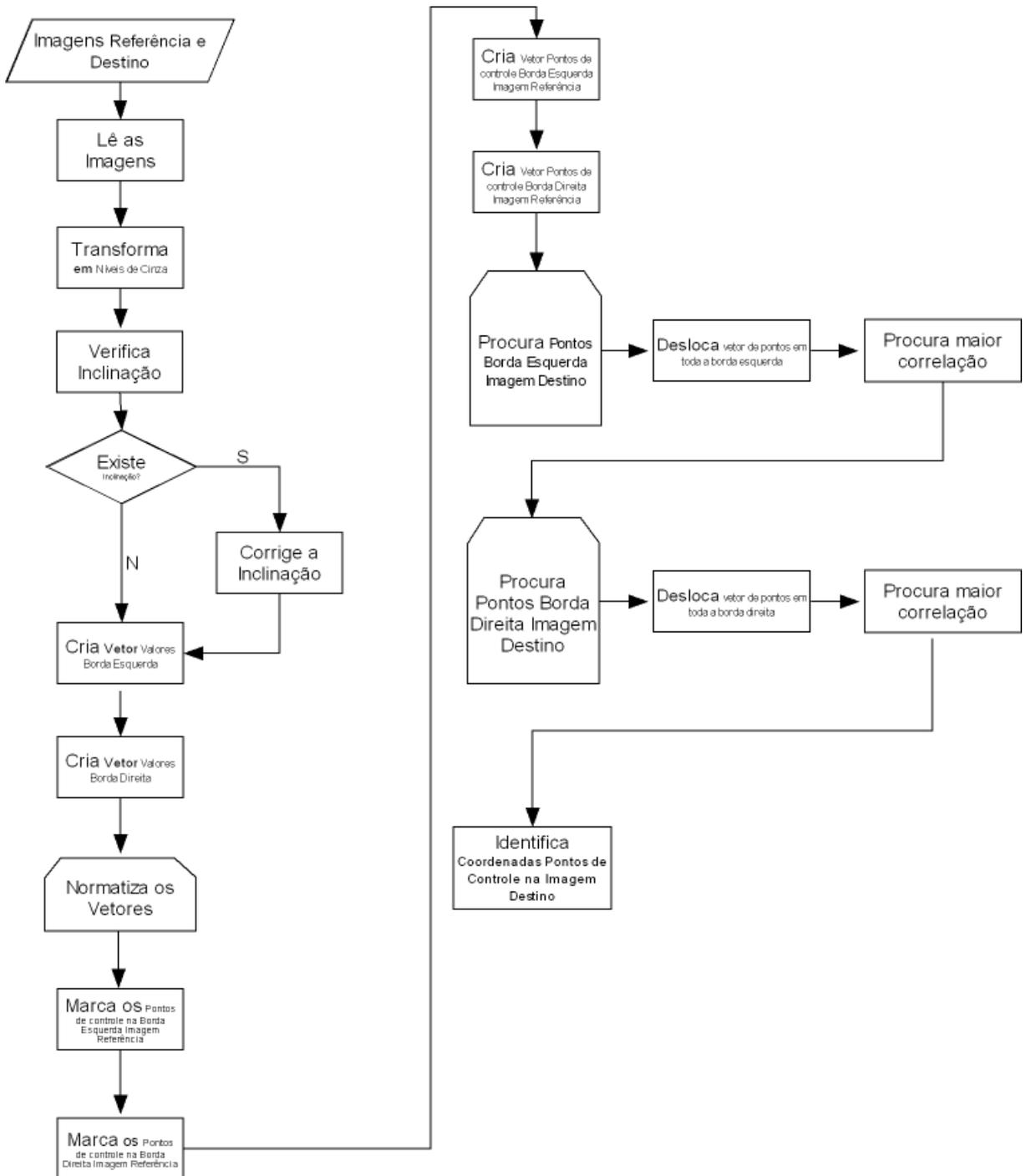
3.2 Desenvolvimento do Algoritmo

3.2.1 Imagens Utilizadas

Para o desenvolvimento do algoritmo, foram utilizadas imagens de diversas modalidades como: termografia, fotografia e ressonância magnética. Para experimentar o algoritmo sob diversas condições, em alguns casos foram introduzidas deformações nas imagens de ressonância visando obter um conjunto de testes razoavelmente controlado.

3.2.2 Algoritmo Registro de Imagens

Com a finalidade de atingir os objetivos propostos, foram executados alguns passos visando a marcação dos pontos de controle na imagem de referência, bem como a identificação na imagem destino, conforme ilustrado no fluxograma a seguir.



Fluxograma 1. Algoritmo para marcação e identificação de pontos de controle.

3.2.3 Pré-Processamento das Imagens

Inicialmente, foram realizados alguns ajustes nas imagens visando principalmente um melhor alinhamento vertical das mesmas. Assim sendo, foram efetuadas algumas correções relacionadas à inclinação e escala ou ao tamanho das imagens. Para execução destes ajustes, foram utilizadas funções da ferramenta MATLAB, sendo que os resultados obtidos podem ser observados nas figuras 07 e 08.

Após a execução das funções de processamento de imagens, podemos corrigir a diferença de posicionamento das duas imagens. A figura 7 representa a imagem antes de ser submetida às funções de correção e a figura 8 mostra a mesma imagem após a execução das funções responsáveis pelo ajuste da inclinação existente no eixo y, visando fazer com que tenham a mesma posição no espaço.

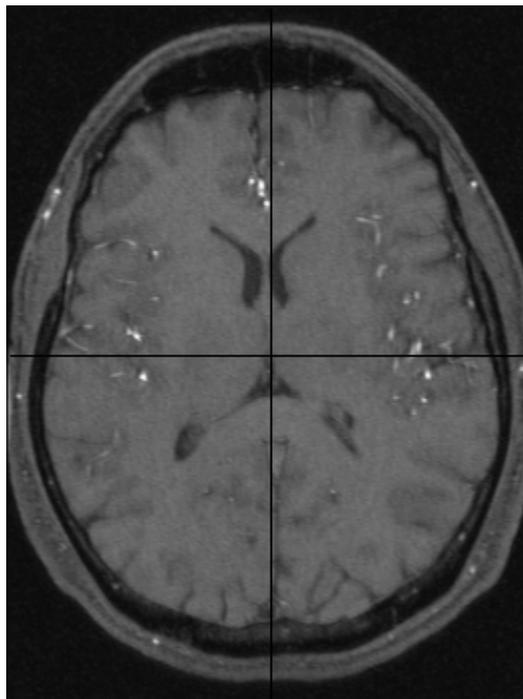


Figura 7. Imagem referência inclinada 512x512 *pixels*.

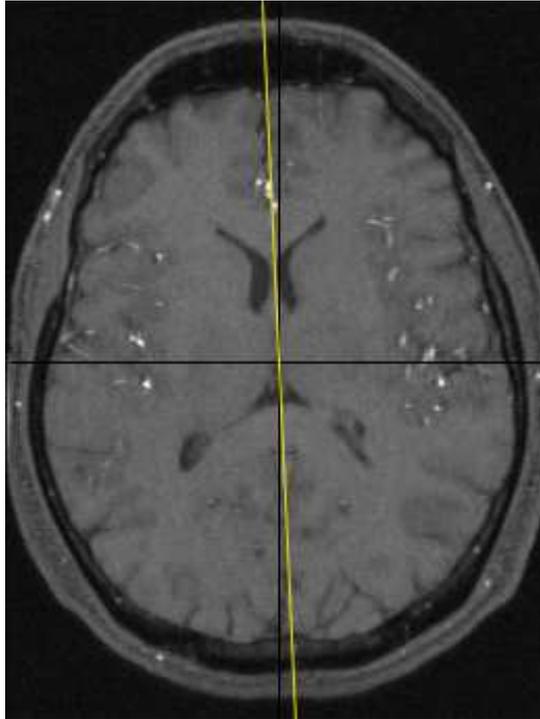


Figura 7(a). Imagem referência inclinada 512x512 *pixels* com ângulo de inclinação.

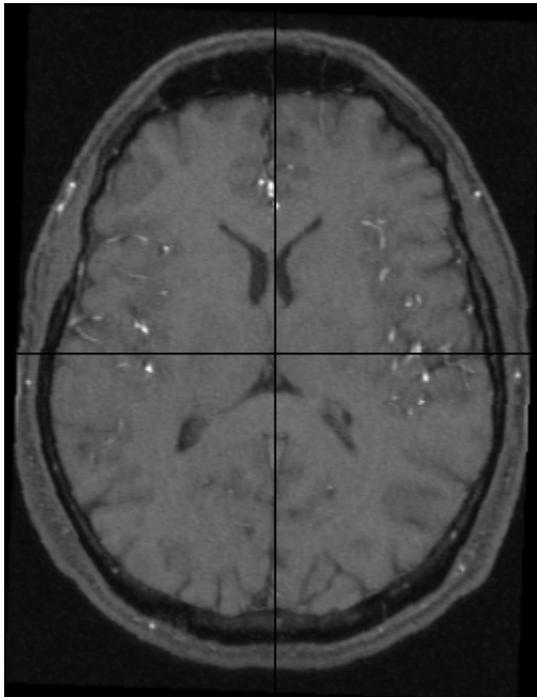


Figura 8. Imagem referência inclinação corrigida 512x512 *pixels*.

3.2.4 Identificação das Bordas

A etapa seguinte trata da identificação das bordas ou contornos das imagens, a partir das quais, pretende-se explorar as regiões de interesse, através da marcação de alguns pontos, chamados pontos de controle, os quais terão papel fundamental na identificação das mesmas regiões na imagem destino.

Considerando os métodos de detecção de contornos mais importantes, entre eles, Canny, Roberts, Sobel, Prewitt e zerocross e após inúmeros testes, pode-se concluir que todos os métodos oferecem um resultado adequado às necessidades da proposta, uma vez que podem ser parametrizados visando atingir os objetivos desejados. Contudo, o método selecionado foi o de Canny por ter apresentado de imediato um resultado satisfatório e sem a necessidade de modificação dos parâmetros pré-estabelecidos, conforme ilustrado nas figuras 09, 10 e 11. A figura 9 ilustra uma imagem original sem qualquer processamento e a figura 10 ilustra a mesma imagem apresentada na figura 9, porém, mais clara visando submeter ao método de detecção de bordas. A figura 11 ilustra a imagem resultante do processo de detecção de contornos ou bordas de canny executado a partir da imagem da figura 10. As figuras 12, 13, 14 e 15, ilustram o resultado dos métodos de detecção de bordas de Sobel, Prewitt, Roberts e Zerocross respectivamente. Assim sendo, para identificação das bordas nas imagens de referência e destino, utilizaremos o detector de bordas de canny, uma vez que este método oferece como resultado uma imagem com as bordas bem definidas e sem discontinuidades, conforme demonstrado na figura 11.

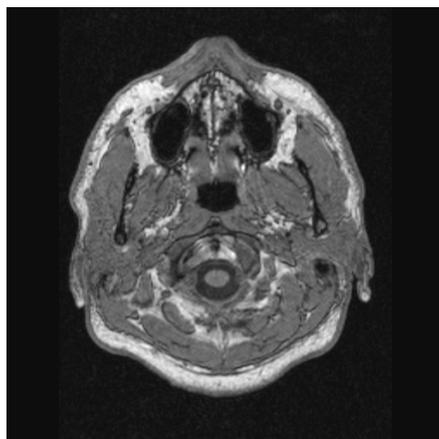


Figura 9. Imagem de ressonância magnética original.

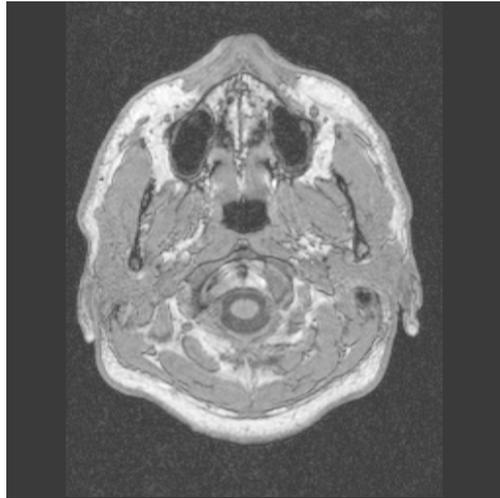


Figura 10. Imagem de ressonância magnética clareada.

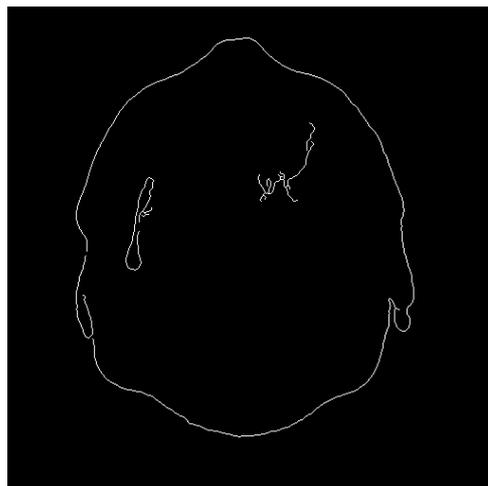


Figura 11. Imagem de ressonância magnética resultante do processo de detecção de bordas pelo método de canny.

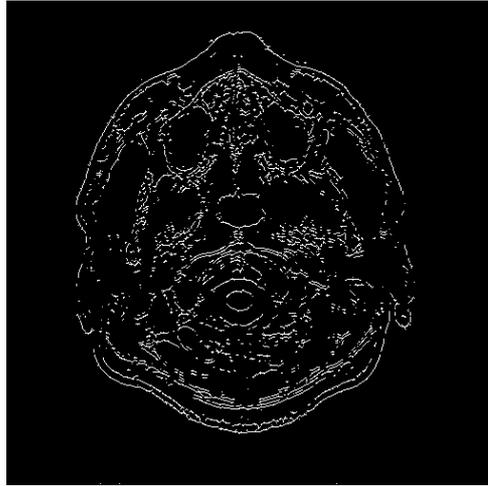


Figura 12. Imagem de ressonância magnética resultante do processo de detecção de bordas pelo método de Sobel.

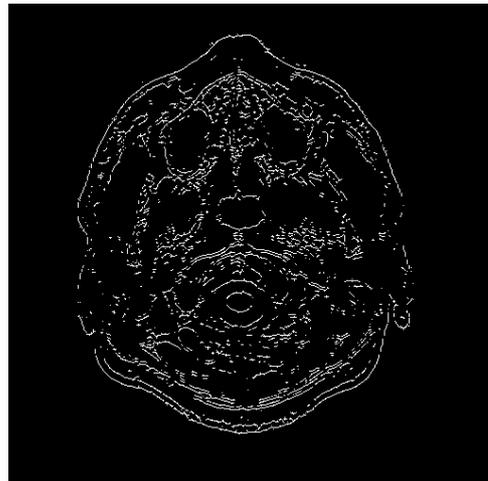


Figura 13. Imagem de ressonância magnética resultante do processo de detecção de bordas pelo método de Prewitt.

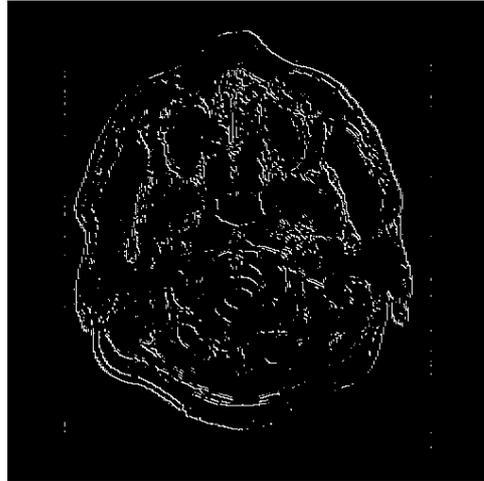


Figura 14. Imagem de ressonância magnética resultante do processo detecção de bordas pelo método de Roberts.

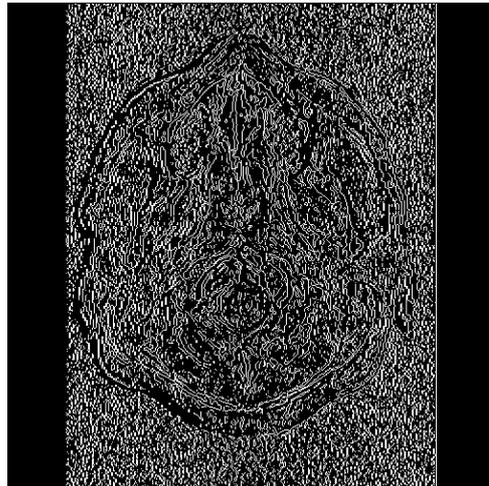


Figura 15. Imagem resultante do processo detecção de bordas pelo método de Zerocross, aplicado sobre uma imagem de ressonância magnética.

Com o objetivo de aprimorar a técnica de detecção de pontos de controle e fazer com que a solução proposta seja a mais automática possível e também possa ser utilizada em imagens de diversas modalidades, o algoritmo utiliza como referência as bordas das imagens.

3.2.5 Definição dos Vetores de Referência

Para atingir este objetivo, estaremos trabalhando com vetores que serão criados por meio de varredura da esquerda para a direita até localizar a borda esquerda da imagem e da direita para a esquerda até encontrar a borda direita da imagem, sempre linha a linha, conforme ilustrado na figura 16, os quais serão responsáveis pelo armazenamento dos valores das coordenadas dos pontos que constituem as bordas esquerda e direita das imagens de referência e destino.

Estes vetores serão submetidos a um processo de normalização com objetivo de identificar regiões semelhantes nas bordas das imagens de referência e destino, facilitando a localização dos pontos de controle desejados.

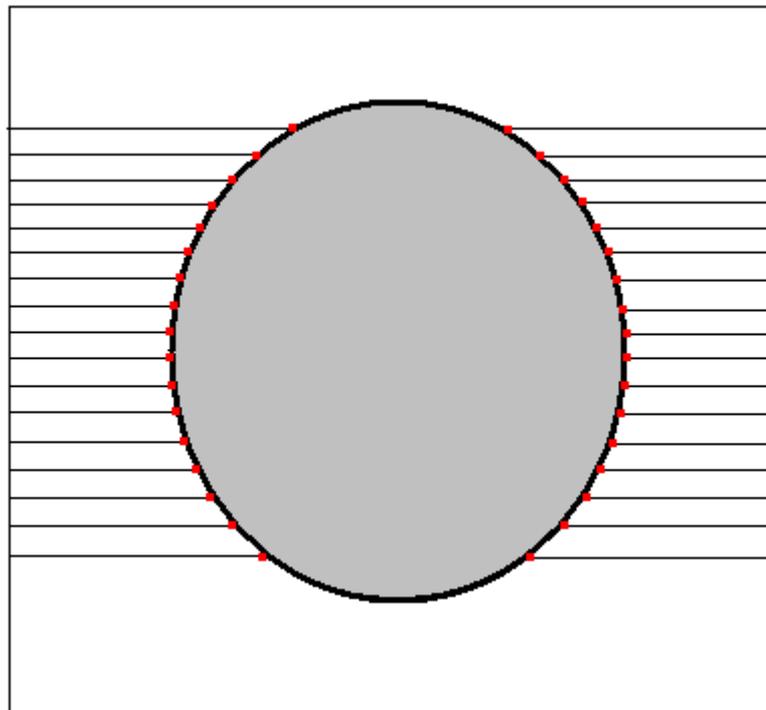


Figura 16. Ilustração da varredura para criação dos vetores de referência contendo as coordenadas dos pontos que compõem as bordas da imagem.

3.2.6 Normalização dos vetores

A normalização dos vetores das bordas das imagens de referência e destino permite transformar em valores compreendidos entre zero (0) e um (1), conforme

demonstrado na equação 1, todos os valores que representam as bordas das duas imagens.

$$z = ((\text{vetbdd}(i) - \text{maxvetd}) / (\text{maxvetd} - \text{minvetd}) + 1) \quad (1)$$

Onde:

maxvetd = maior valor encontrado no vetor da borda direita da imagem destino.

minvetd = menor valor encontrado no vetor da borda direita da imagem destino.

vetbordadireitad = vetor que possui todos os valores da borda direita da imagem destino.

i = índice que pode variar de 1 até o número de linhas da imagem.

z = variável qualquer que recebe o resultado do cálculo.

Em seguida, são marcados 6 (seis) pontos de controle, sendo 3 (três) em cada borda da imagem referência. Para marcação dos pontos, divide-se o tamanho da imagem (em número de linhas) por quatro para obter os três pontos bem distribuídos na borda. Além disso, foi desprezada uma faixa inicial e final da imagem cujas regiões não são de interesse e não possuem conteúdo relevante, conforme ilustrado na figura 17.

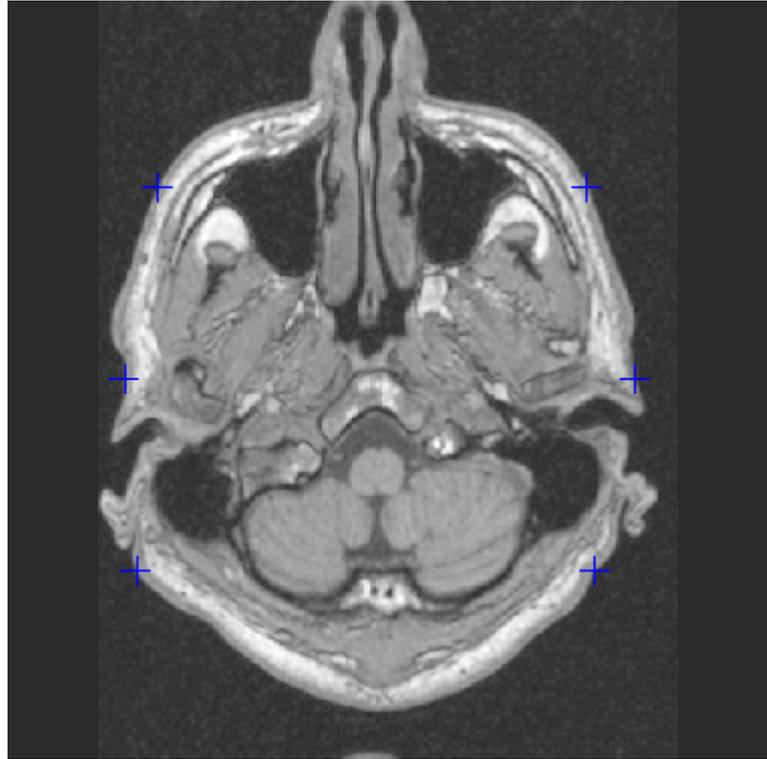


Figura 17. Imagem referência com os pontos de controle devidamente marcados nas bordas esquerda e direita.

Após a marcação dos 6 (seis) pontos de controle, foi determinada uma faixa acima e abaixo de cada ponto, objetivando armazenar esta seqüência num vetor para posterior pesquisa na imagem destino

Com o objetivo de avaliar a influência do tamanho do vetor, repetimos os procedimentos anteriores com vetores de comprimento 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19 e 21 posições.

Em seguida são marcados na imagem destino pontos em localizações semelhantes, utilizando o mesmo procedimento descrito anteriormente. Os vetores obtidos da imagem de destino efetuarão a varredura da borda desta imagem a partir de uma determinada posição que definimos ser da mesma quantidade de pixels para cima e para baixo do vetor, ou seja, no caso de um vetor de tamanho 7, a varredura será de mais ou menos 7 pixels, para cima e para baixo do ponto inicialmente definido. Para cada posição será calculada a correlação entre os vetores da imagem inicial e destino, o valor de maior correlação definirá o ponto de controle da imagem

destino que melhor corresponde ao da imagem de referência. O mesmo procedimento será repetido para todos os outros pontos restantes.

Para melhorar ainda mais a precisão dos resultados, deslocamos os pontos da imagem de referência cerca de 5 pixels para cima e para baixo e repetimos o procedimento anterior, desta forma obtivemos 3 valores de correlação para cada ponto sendo que o ponto de controle final será o de melhor correlação. O resultado deste procedimento pode ser visto na figura 18.

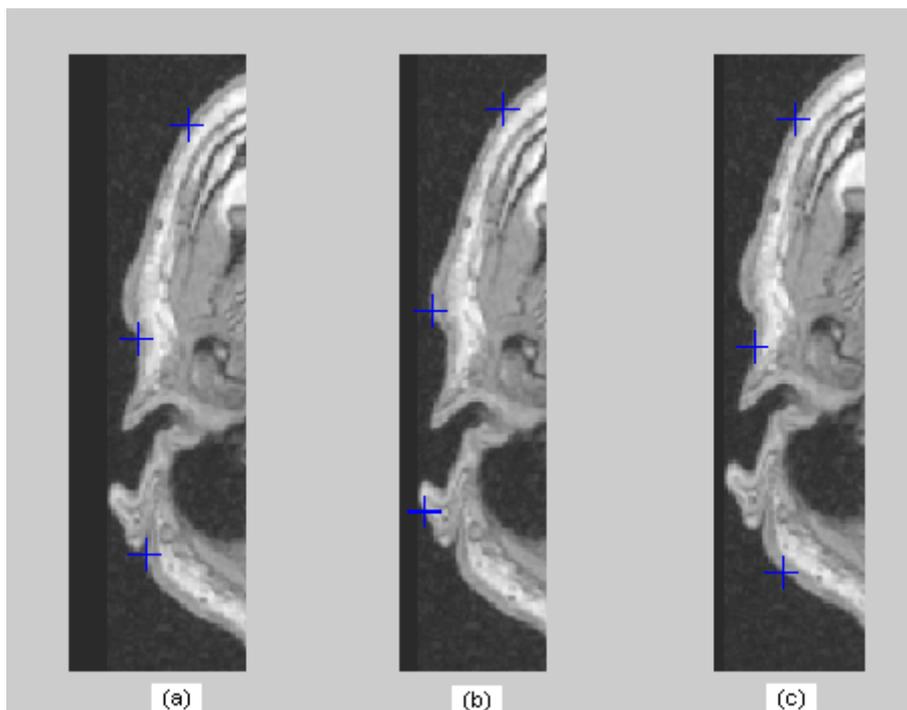


Figura 18. (a) Borda esquerda da imagem referência com os pontos de controle marcados na posição padrão, (b) pontos marcados um pouco acima da posição padrão e (c) pontos marcados um pouco abaixo da posição padrão.

4 RESULTADOS

Os resultados alcançados pela técnica de detecção de pontos de controle permitem-nos observar que a identificação dos pontos pelo algoritmo - bem como através das marcações efetuadas pelo especialista - apresenta precisão em alguns pontos e diferenças em outros, conforme mostrado nas tabelas 1, 2 e 3. Em tais tabelas é possível observar as diferenças em relação aos pontos obtidos na imagem destino de forma manual.

A disposição dos pontos de controle nas imagens de referência utilizadas obedece sempre a sequência ilustrada na figura 19.

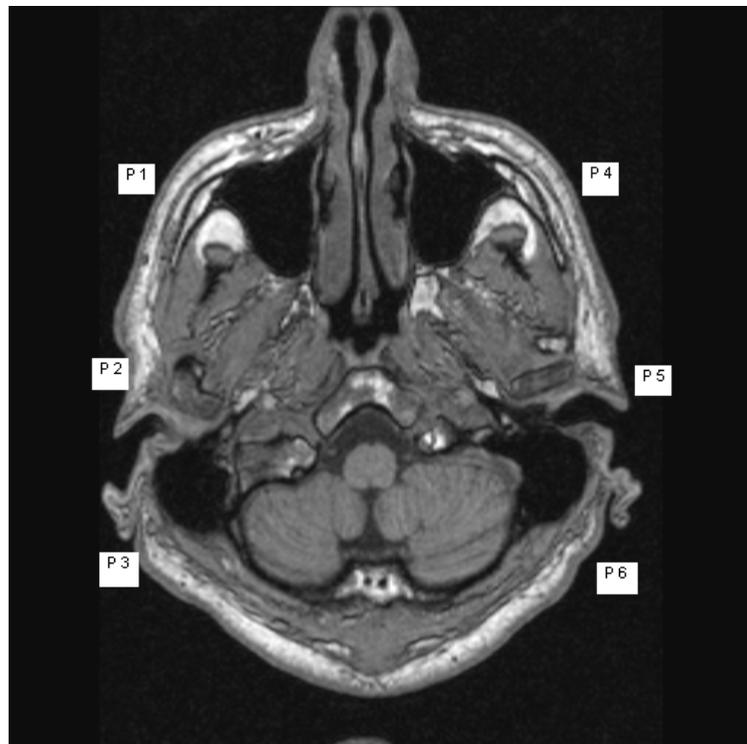


Figura 19. Imagem com a disposição dos pontos de controle.

Para obtenção dos resultados mostrados na tabela 1, foi utilizada a mesma imagem, sem inserir qualquer tipo de distorção, sendo que os pontos marcados na imagem de referência, bem como os localizados pelo algoritmo na imagem destino, podem ser vistos nas figuras 19(a) e (b) respectivamente.

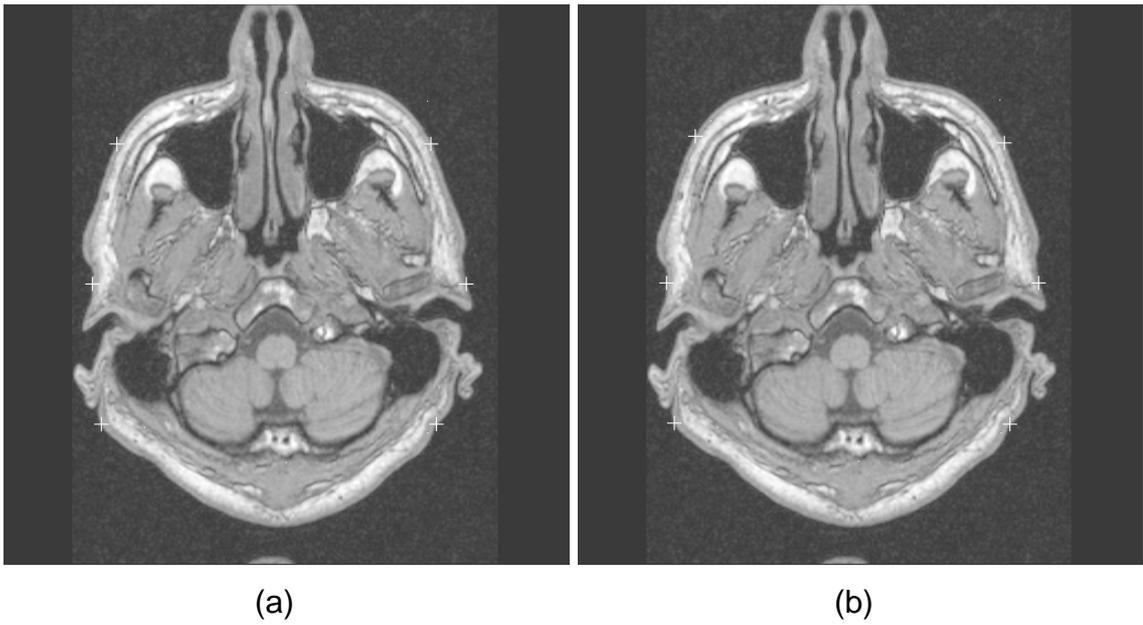
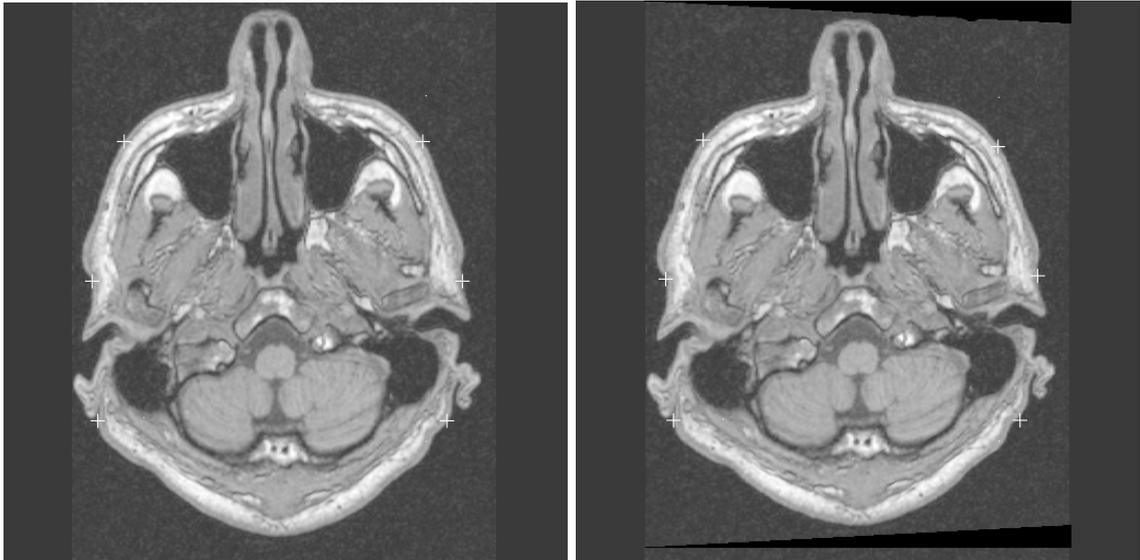


Figura 19. (a) Imagem referência com os pontos de controle assinalados em suas bordas, (b) imagem destino com os pontos de controle encontrados pelo algoritmo assinalados em suas bordas.

Referência		Tamanho do vetor	Algoritmo		Especialista		Distância	Média	Desvio Padrão
x	y		x	y	x	y			
128	102	5	127	104	130	102	3,61	4,85	0,87860
255	81		255	81	256	80	1,41	1,37	0,03254
383	89		383	88	385	89	2,24	2,14	0,06457
127	386		123	384	128	387	5,83	3,43	1,69862
255	418		255	418	257	420	2,83	2,76	0,04654
382	391		383	394	382	394	1,00	1,14	0,09711
		9	127	104			3,61	4,85	0,87996
			255	81			1,41	1,37	0,03126
			383	88			2,24	2,14	0,06793
			127	387			1,00	3,43	1,71827
			255	418			2,83	2,76	0,04839
			383	394			1,00	1,14	0,09899
		13	127	104			3,61	4,85	0,87996
			255	81			1,41	1,37	0,03126
			383	88			2,24	2,14	0,06793
			127	387			1,00	3,43	1,71827
			255	418			2,83	2,76	0,04839
			383	394			1,00	1,14	0,09899
		17	127	104			3,61	4,85	0,87996
			255	81			1,41	1,37	0,03126
			383	88			2,24	2,14	0,06793
			127	387			1,00	3,43	1,71827
			255	418			2,83	2,76	0,04839
			383	394			1,00	1,14	0,09899
		21	144	96			15,23	4,85	7,34086
			256	81			1,00	1,37	0,26163
			384	88			1,41	2,14	0,51321
			145	393			18,03	3,43	10,32217
			256	418			2,24	2,76	0,37048
			384	393			2,24	1,14	0,77504

Tabela 1. Resultado obtido com a utilização das imagens de Referência e Destino Cabeça-17.bmp

Para a obtenção dos resultados apresentados na tabela 2, foram utilizadas duas imagens distintas: a primeira original, sem qualquer tipo de alteração, e a segunda como resultado de um processo de deformação aplicado à primeira, com o objetivo de verificar a performance e o comportamento do algoritmo para este caso, cujos pontos podem ser vistos devidamente marcados e localizados nas figuras 20(a) e (b), respectivamente.



(a)

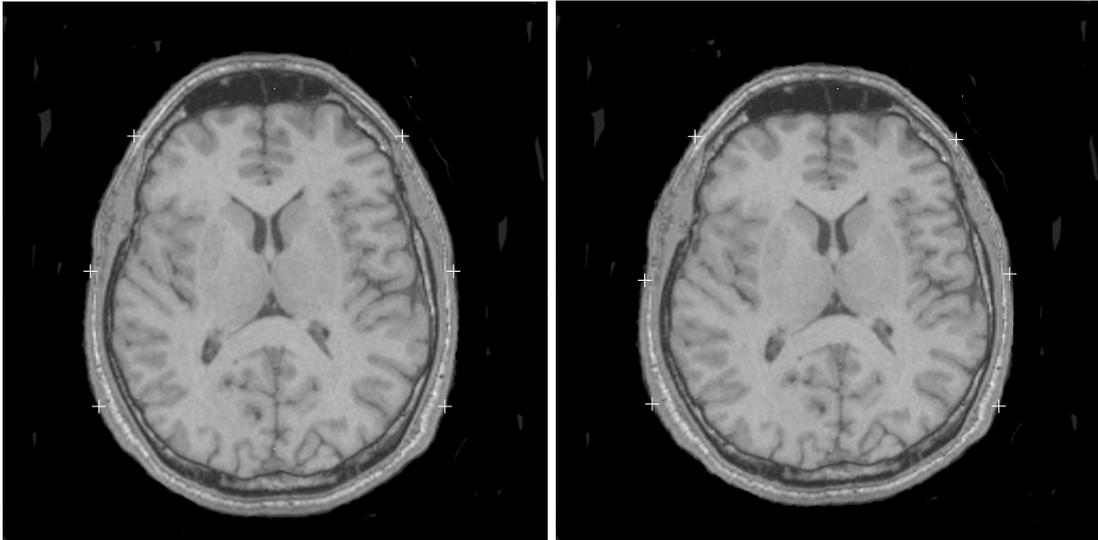
(b)

Figura 20. (a) Imagem referência original com os pontos de controle assinalados em suas bordas, (b) imagem destino com distorção inserida na sua borda direita com os pontos de controle encontrados pelo algoritmo assinalados em suas bordas.

Referência		Tamanho do vetor	Algoritmo		Especialista		Distância	Média	Desvio Padrão
x	y		x	y	x	y			
128	110	5	122	121	135	111	16,40	10,40	4,24133
256	81		255	82	256	83	1,41	1,26	0,11111
384	86		381	79	384	89	10,44	7,08	2,37634
128	381		134	383	130	381	4,47	5,99	1,07505
256	417		252	419	256	420	4,12	5,31	0,84195
384	403		384	399	373	407	13,60	23,03	6,66784
		9	125	119			12,81	10,40	1,70147
			255	82			1,41	1,26	0,10905
			384	89			0,00	7,08	5,00632
			122	373			11,31	5,99	3,76443
			252	419			4,12	5,31	0,83926
			379	404			6,71	23,03	11,54125
		13	128	116			8,60	10,40	1,27115
			255	82			1,41	1,26	0,10905
			381	79			10,44	7,08	2,37610
			134	383			4,47	5,99	1,07329
			252	419			4,12	5,31	0,83926
			388	395			19,21	23,03	2,70159
		17	128	116			8,60	10,40	1,27115
			255	82			1,41	1,26	0,10905
			382	81			8,25	7,08	0,82464
			134	383			4,47	5,99	1,07329
			254	419			2,24	5,31	2,17360
			401	390			32,76	23,03	6,87780
		21	128	116			8,60	10,40	1,27115
			256	83			0,00	1,26	0,89095
			403	96			20,25	7,08	9,31151
			134	383			4,47	5,99	1,07329
			276	424			20,40	5,31	10,66747
			404	389			35,85	23,03	9,06291

Tabela 2. Resultado obtido com a utilização das imagens de Referência Cabeça.bmp e imagem Destino Cabeça_a.bmp

Finalmente, para obter os resultados demonstrados na tabela 3 foram utilizadas duas imagens, sendo que a imagem destino é resultante de um processo de deformação aplicado à imagem original, objetivando verificar o resultado encontrado pelo algoritmo para este caso, conforme ilustrado nas figuras 21(a) e (b), respectivamente.



(a)

(b)

Figura 21. (a) Imagem referência original com os pontos de controle assinalados em suas bordas, (b) imagem destino com distorção inserida na parte superior com os pontos de controle encontrados pelo algoritmo assinalados em suas bordas.

Referência		Tamanho do vetor	Algoritmo		Especialista		Distância	Média	Desvio Padrão
x	y		x	y	x	y			
128	125	5	122	137	131	131	10,82	3,96	4,84891
256	84		256	84	255	86	2,24	0,36	1,32689
384	91		382	92	383	93	1,41	4,46	2,15471
128	376		124	369	140	381	20,00	5,92	9,95487
256	424		259	426	258	425	1,41	1,12	0,20874
384	416		385	414	373	418	12,65	17,20	3,21797
		9	129	131			2,00	3,96	1,38593
			255	86			0,00	0,36	0,25456
			397	99			15,23	4,46	7,61663
			137	379			3,61	5,92	1,63656
			259	426			1,41	1,12	0,20804
			390	412			18,03	17,20	0,58531
		13	129	131			2,00	3,96	1,38593
			255	86			0,00	0,36	0,25456
			389	94			6,08	4,46	1,14747
			137	379			3,61	5,92	1,63656
			258	425			0,00	1,12	0,79196
			380	417			7,07	17,20	7,16224
		17	129	131			2,00	3,96	1,38593
			255	86			0,00	0,36	0,25456
			388	94			5,10	4,46	0,45186
			137	379			3,61	5,92	1,63656
			256	425			2,00	1,12	0,62225
			395	410			23,41	17,20	4,39071
		21	129	131			2,00	3,96	1,38593
			255	86			0,00	0,36	0,25456
			382	92			1,41	4,46	2,15370
			135	378			5,83	5,92	0,06297
			259	426			1,41	1,12	0,20804
			378	417			5,10	17,20	8,55669

Tabela 3. Resultado obtido com a utilização das imagens de Referência Mhead_512.bmp e imagem Destino Mhead_512_a.bmp

A fim de se verificar a precisão dos resultados obtidos foram marcados, por um especialista, pontos na imagem destino correspondentes aos mesmos pontos das imagens de referência gerados pelo algoritmo. Estes valores podem ser melhores observados nas tabelas 1, 2 e 3.

Para obtenção da distância entre as coordenadas dos pontos localizados pelo algoritmo foi utilizada a equação 2, utilizando todos os vetores e as coordenadas dos pontos assinalados pelo especialista, através do cálculo da média aritmética entre todas as coordenadas dos seis pontos de controle, de forma individual, localizados na imagem destino:

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$

(2)

Em seguida, foi efetuado o cálculo da distância entre os valores das coordenadas encontradas pelo especialista e os valores obtidos pelo cálculo da média dos pontos. Uma vez obtidas as distâncias e a média entre as coordenadas dos 6 (seis) pontos de controle, foi efetuado o cálculo do desvio padrão, através do qual foi possível verificar e perceber as diferenças entre os valores obtidos pelo algoritmo e os encontrados pelo especialista.

Observando as coordenadas dos pontos de controle marcados automaticamente na imagem de referência e as coordenadas dos pontos encontrados pelo algoritmo na imagem destino, bem como, aquelas identificadas pelo especialista, podemos observar que em algumas situações os valores do desvio padrão sofrem uma variação um pouco maior que em outros casos, podendo esta variação estar relacionada ao tamanho do vetor que foi utilizado, ou ainda à qualidade inadequada da imagem na região onde o ponto de controle está localizado. Com relação ao cálculo do desvio padrão, é possível observar que as médias e as distâncias foram repetidas na tabela quando utilizados os vetores de comprimento 9, 13, 17 e 21 posições, simplesmente para facilitar o cálculo.

Para melhor ilustrar os resultados pelo método proposto, foi utilizada uma imagem fotográfica como imagem de referência, conforme ilustrado na figura 22(a), a qual foi submetida ao algoritmo de identificação dos pontos de controle para localização das bordas ou contornos e marcação dos referidos pontos. Após

executadas estas etapas, os valores das coordenadas dos pontos de controle foram encontrados e marcados na imagem termografica, imagem destino, conforme ilustrado na figura 22(b).

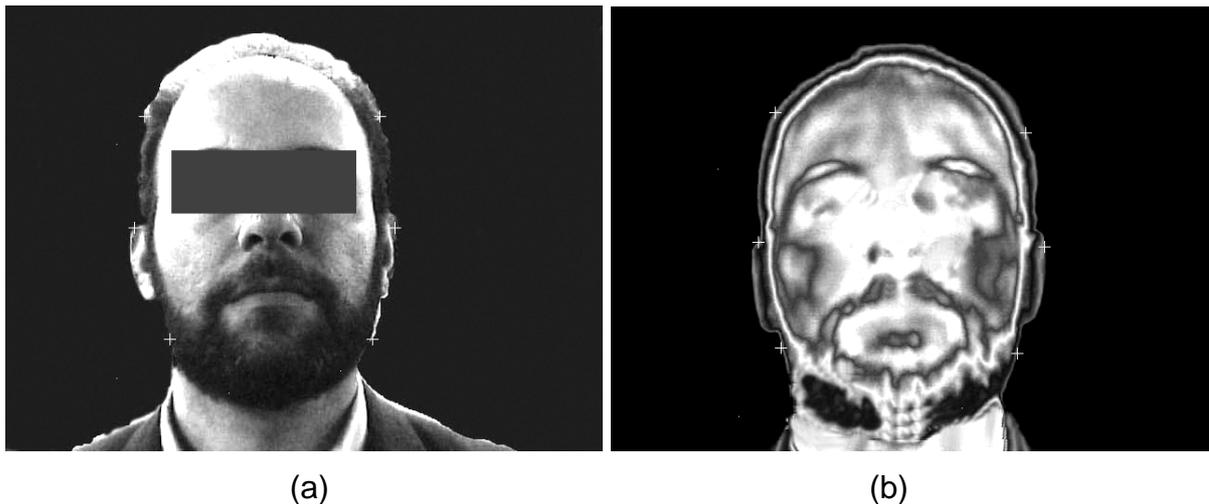


Figura 22. (a) Imagem de referência utilizada na técnica de registro de imagens, (b) imagem registrada utilizando-se os pontos de controle gerados pelo algoritmo.

Uma vez efetuadas estas etapas, foi possível realizar a sobreposição das duas imagens, ou seja, a imagem 22(b) foi colocada sobre a imagem 22(a), resultando na imagem ilustrada na figura 23. Desta forma, é possível observar que as imagens sobrepostas apresentam uma pequena diferença, fato este que pode ser justificado pela detecção dos contornos de ambas as imagens, uma vez que a imagem do tipo fotografia apresenta o cabelo um pouco mais definido justificando assim esta pequena diferença encontrada nos contornos e conseqüentemente no processo resultante da sobreposição.



Figura 23. Imagem resultante da sobreposição da imagem original com a imagem registrada.

Dando continuidade ao processo de marcação e localização de pontos de controle em imagens médicas multimodais, foram efetuados mais alguns testes, Em um deles utilizou-se a mesma imagem fotográfica como referência - conforme ilustrado na figura 24 -, porém submetida a um corte em sua base reduzindo seu tamanho em aproximadamente 30% e uma imagem termográfica como destino também menor, cujos resultados encontrados pelo algoritmo podem ser observados na figura 25.



Figura 24. Imagem do tipo fotografia frontal submetida a um corte na parte inferior utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.

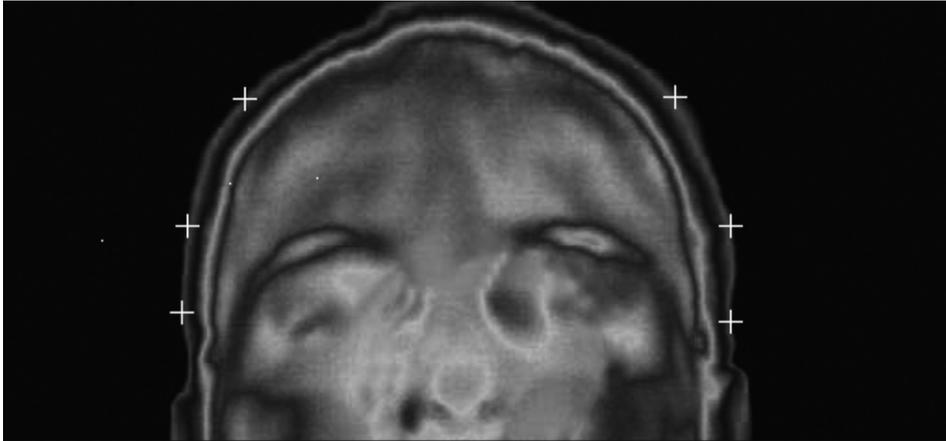


Figura 25. Imagem do tipo termografia frontal submetida a um corte na parte inferior utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.

A fim de se observar o comportamento do algoritmo, outra situação foi analisada. Nela, utilizou-se uma imagem de referência do tipo fotografia de perfil direito, conforme ilustrado na figura 26, e uma imagem destino do tipo termografia também de perfil e cujos pontos localizados pelo algoritmo podem ser observados na figura 27.

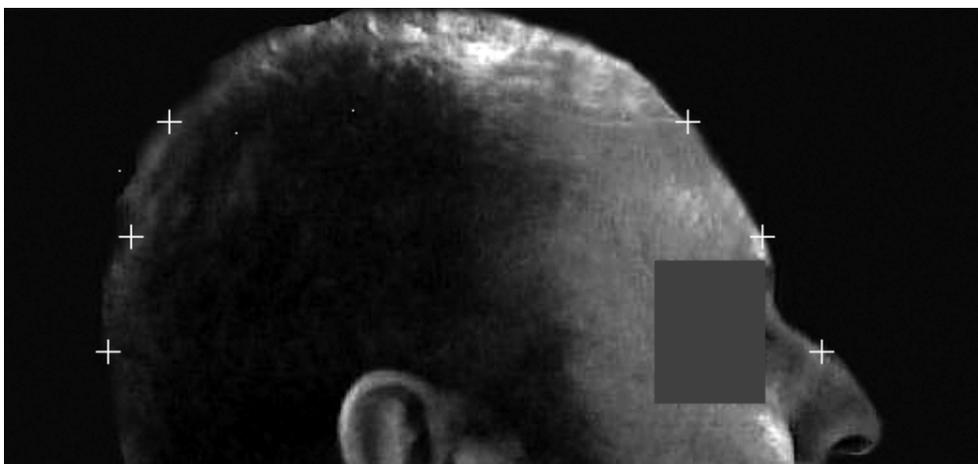


Figura 26. Imagem fotográfica perfil direito submetida a um corte na parte inferior utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.

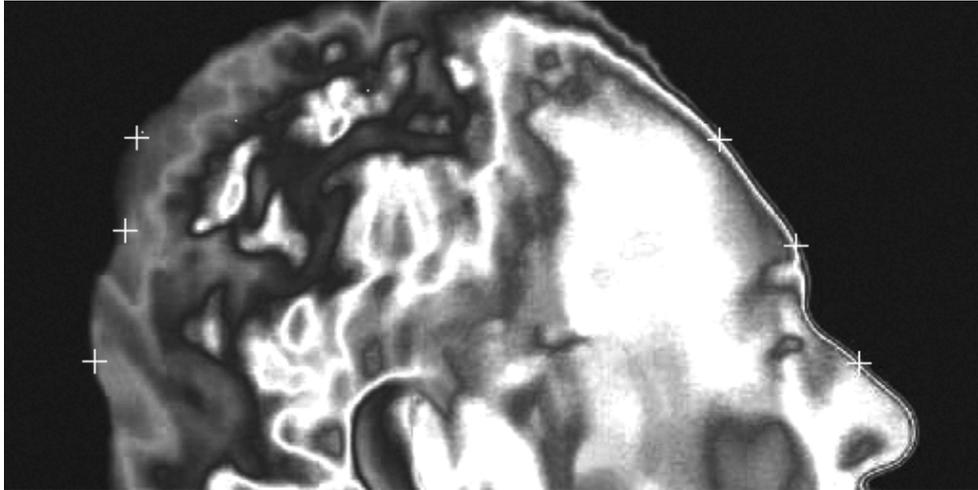


Figura 27. Imagem termográfica perfil direito submetida a um corte na parte inferior utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.

Outra situação observada foi utilizando uma imagem do tipo fotografia de perfil esquerdo como referência, conforme ilustrado na figura 28, cujo fundo apresenta tonalidade semelhante ao resto da imagem com o objetivo de observar o comportamento do algoritmo na detecção de bordas ou contornos e, conseqüentemente, a correta marcação dos pontos de controle. Como imagem destino foi utilizada uma imagem do tipo termografia, também de perfil esquerdo, ilustrada na figura 29, com os pontos de controle identificados pelo algoritmo devidamente marcados nas suas bordas.



Figura 28. Imagem fotográfica perfil esquerdo utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.

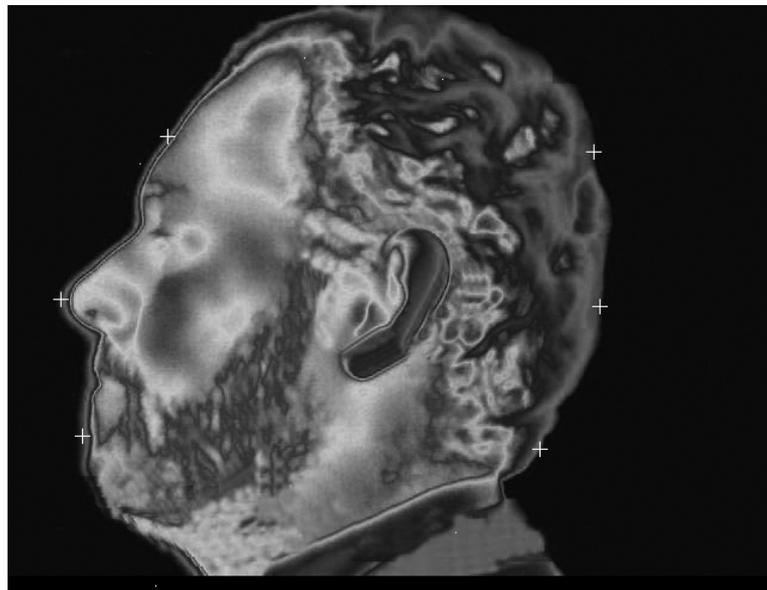


Figura 29. Imagem termográfica perfil esquerdo utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.

Continuando a seqüência de testes, utilizamos também uma imagem do tipo fotografia de perfil direito como referência, cuja tonalidade do fundo também se confunde com algumas regiões da imagem conforme ilustrada na figura 30 e uma

imagem do tipo termografia também de perfil direito como destino com os pontos localizados pelo algoritmo devidamente marcados e ilustrados na figura 31.

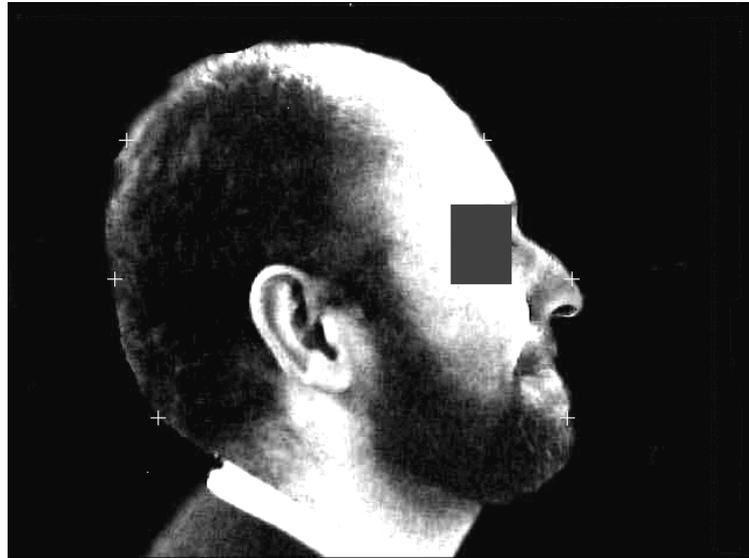


Figura 30. Imagem fotográfica perfil direito utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.

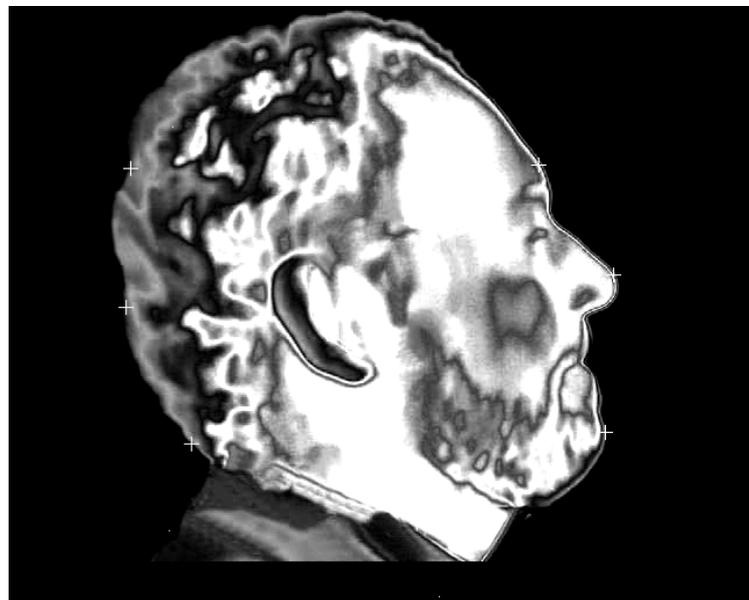


Figura 31. Imagem termográfica perfil direito utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.

Outro teste efetuado foi a utilização de uma imagem do tipo fotografia como referência, conforme ilustrado na figura 32, cujo fundo apresenta tonalidade semelhante ao resto da imagem, porém, com algumas diferenças através das quais é possível observar o comportamento do algoritmo na detecção de bordas ou contornos e conseqüentemente a correta marcação dos pontos de controle. Como imagem destino foi utilizada uma imagem do tipo termografia, ilustrada na figura 33, com os pontos de controle identificados pelo algoritmo devidamente marcados nas suas bordas.



Figura 32. Imagem fotográfica temporal utilizada como referência com os pontos de controle devidamente marcados.

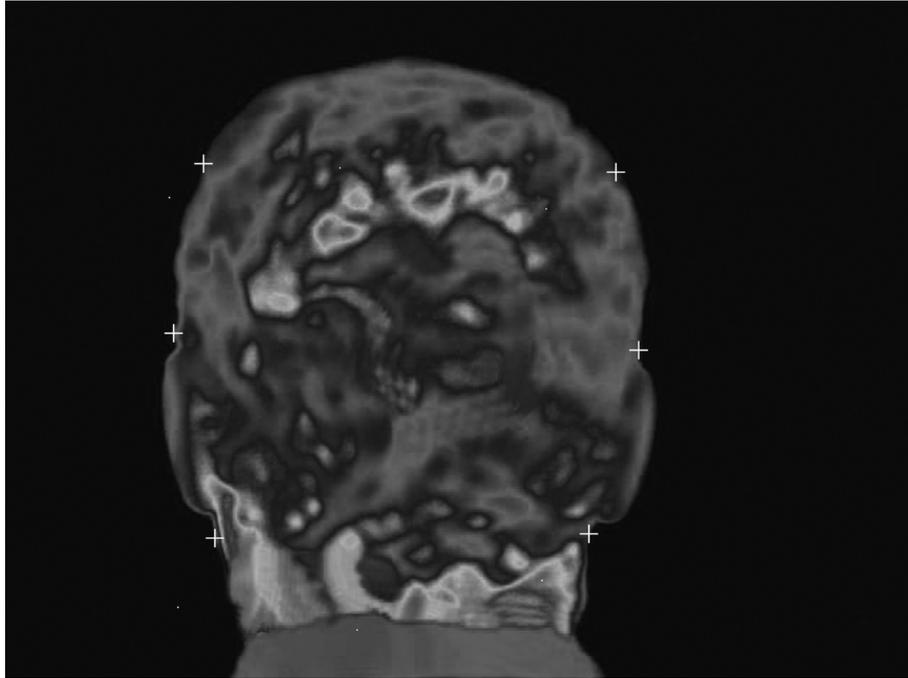


Figura 33. Imagem termográfica temporal utilizada como destino com os pontos de controle localizados pelo algoritmo devidamente marcados.

4.1 Discussão dos Resultados.

Em linhas gerais, os resultados obtidos são bons e atingiram as expectativas iniciais. Contudo, em alguns casos os mesmos produziram algumas diferenças entre os valores das coordenadas dos pontos de controle da imagem de referência e os valores das coordenadas dos pontos de controle encontrados na imagem destino. Este fato está relacionado à qualidade das imagens, tamanho dos vetores utilizados, ou ainda, às distorções ou deformações introduzidas nas imagens.

A tabela 1 apresenta as coordenadas encontradas quando utilizada a mesma imagem como referência e destino, onde pode ser facilmente percebido, que o algoritmo apresentou bastante coerência nos valores das coordenadas dos pontos de controle encontrados em relação aos pontos previamente marcados na imagem de referência. Apesar das imagens serem iguais foram encontradas pequenas diferenças entre as coordenadas da imagem referência e as da imagem destino, as quais estão relacionadas ao fato dos contornos apresentarem semelhanças em diversos pontos da borda. Isso faz com que o algoritmo encontre uma melhor correlação em algumas regiões próximas do ponto de controle procurado e não na

localização exata do ponto que está sendo investigado. Por esse motivo é que o algoritmo percorre uma determinada faixa da borda na região onde, provavelmente, se encontra o ponto de controle que está sendo procurado, evitando assim, a localização de uma correlação melhor numa região muito distante daquela onde efetivamente está localizado o ponto.

É possível observar também que quando as bordas foram vetorizadas utilizando-se um vetor maior, cresceram algumas das diferenças encontradas para alguns destes pontos. Esta situação ocorre com todas as imagens testadas, porém, geralmente não se repete com todos os pontos de controle, pelo fato das imagens apresentarem alguns detalhes nas suas características de borda, na região onde o ponto está sendo procurado e que podem ser fundamentais na identificação do ponto de controle.

Pode-se perceber também que quando as imagens utilizadas não sofreram nenhum tipo de deformação, as coordenadas dos pontos de controle encontradas apresentaram valores mais próximos das coordenadas dos pontos de referências, ou seja, o algoritmo apresenta resultados mais precisos, contudo, se as imagens utilizadas sofrem algum tipo de deformação, sejam elas oriundas do processo de aquisição ou ainda aquelas introduzidas propositadamente nas imagens, como os exemplos utilizados e demonstrados nas tabelas 2 e 3; os valores das coordenadas apresentam diferenças em relação aos valores das coordenadas dos pontos de controle encontrados quando utilizadas imagens originais.

Este fato pode ser facilmente entendido se observarmos as figuras 20(a), 20(b), 21(a) e 21(b), onde a figura 20(b) é resultante de um processo de deformação aplicado à figura 20(a) e a figura 21(b) também é resultado de um processo de deformação aplicado à figura 21(a). Assim, o contorno das imagens modificadas sofrem uma pequena alteração de característica em relação à imagem original. Certamente, esta alteração na característica da borda, ocasionou algumas diferenças nos valores das coordenadas dos pontos contidos naquela região.

Desta forma, pode-se relacionar as diferenças encontradas em todos os testes efetuados a três fatores: primeiramente, às características das bordas, uma vez que a detecção de contornos foi fundamental para que este trabalho atingisse seu objetivo; secundariamente, às deformações introduzidas nas imagens visando observar o comportamento do algoritmo neste tipo de situação e, finalmente, ao

tamanho dos vetores utilizados no processo de vetorização dos pontos de controle, que quanto maiores eles forem, maiores também serão os critérios de sensibilidade aos ruídos e às distorções ou deformações das imagens.

5 CONCLUSÃO

A metodologia desenvolvida mostrou-se adequada na marcação automática dos pontos de controle nas bordas das imagens de referência, bem como suas localizações nas bordas das imagens de destino. Isso foi possível pela normalização das bordas e vetorização das coordenadas dos pontos de interesse, uma vez que foram realizadas diversas comparações com as coordenadas dos pontos de controle assinalados e identificados de forma manual pelo especialista.

Em algumas situações, puderam ser observadas pequenas diferenças, as quais podem estar relacionadas à qualidade das imagens utilizadas, às características das bordas das imagens nas regiões onde foram assinalados os pontos de controle, às deformações introduzidas propositadamente nas imagens visando otimizar e aprimorar o processo e, finalmente, ao tamanho dos vetores que contém as coordenadas dos pontos de controle desejados.

Foi possível perceber também que, quanto maiores forem os vetores que contém as coordenadas dos pontos de controle, e caso não seja possível encontrar o ponto de controle correspondente, mais significativas podem ser as diferenças encontradas em relação às coordenadas dos pontos de controle identificados na imagem destino. Isso se dá pelo fato de que a varredura efetuada na borda da imagem destino, em busca das coordenadas dos pontos correspondentes, será bem maior, haja vista que utiliza o processo de correlação de vetores e está, desse modo, mais vulnerável e sensível aos ruídos e às características dos contornos em determinadas regiões da borda da imagem.

Os resultados obtidos neste trabalho a partir das imagens utilizadas foram melhores que os resultados encontrados pelo especialista, utilizando a técnica de marcação e localização manual dos pontos de controle.

Conclui-se que o método atendeu aos requisitos desejados, uma vez que as coordenadas encontradas para todos os pontos de controle marcados na imagem de referência foram localizadas na imagem destino, em alguns casos com algumas diferenças, visto que as coordenadas dos pontos de controle encontradas pelo especialista também apresentaram diferenças em relação às coordenadas dos pontos de controle previamente marcados na imagem de referência.

Dessa forma, fica claro o objetivo inicial desta dissertação que foi o de marcar pontos de controle nas bordas da imagem de referência e identificá-los nas bordas da imagem destino, por meio dos valores de suas coordenadas.

5.1 Trabalhos Futuros

Dando continuidade ao desenvolvimento deste trabalho, poderíamos sugerir algumas modificações no algoritmo, visando diminuir a sensibilidade aos ruídos gerados na detecção das bordas. Para tanto, sugerimos não levar em consideração pontos contínuos na determinação do vetor e sim alternados.

Desse modo, em ulteriores trabalhos uma pertinente proposta poderia ser a definição de alguns parâmetros que sejam capazes de excluir os pontos de controle encontrados, a partir de um valor de correlação que seja considerado irrelevante e que permita estabelecer um descarte deste ponto, uma vez que pode estar distante do ponto efetivamente procurado.

Caso não seja detectado nenhum ponto que possua uma correlação adequada, o processo de localização pode ser estimado através da utilização da técnica de triangulação.

Segundo Fuchs (1977), existem inúmeros critérios e pontos relevantes e que devem ser levados em consideração para geração de uma triangulação que possa ser considerada de boa qualidade.

Portanto, a sugestão seria o aumento do número de pontos de controle utilizados e conseqüentemente um método que permita descartar aqueles que não apresentem uma correspondência mais efetiva e, desta forma, não possuam significativa relevância na obtenção dos resultados desejados. Este descarte poderia ser parametrizado de tal forma que os valores da correlação encontrados atendessem alguns critérios, caso contrário, as coordenadas dos pontos encontrados seriam desprezadas por não atenderem os requisitos mínimos exigidos no processo de identificação.

6 Referências Bibliográficas

ANTUNES, Eurico J. Uma abordagem interdisciplinar aplicada à correção de prognósticos meteorológicos. Pelotas, 1999. 85 p. (Monografia).

ARTERO, Almir O. T.; TOMMASELLI Antonio M. G. Um Método para a Conexão e Aproximação Poligonal de Elementos de Bordas em Imagens Digitais. Boletim de Ciências Geodésicas, Curitiba, v.8, n.1, p.71-94, 2002.

BALAN, André. G. R. Técnicas de Segmentação de Imagens Aéreas para Contagem de População de Aves. São Carlos, 2003. 80 p (Dissertação)

BRUNELLI, Roberto. Mich On The Use of Histograms for Image Retrieval. International conference on multimedia computing and systems, Austin, v.2, p. 143, 1998.

BUITEN, H. J.; PUTTEN, B. Quality assessment of remote sensing registration analysis and testing of control. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v.52, n.2, p. 57-73, abr. 1997.

CANNY, John F. A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Transaction On Pattern Analysis and Machine Intelligence. v.8, n.6, p. 679-698, nov. 1986.

CARPER, Joseph W.; LILLESAND, Thomas M.; KIEFER, Ralph W. IHS transformation for merging spot panchromatic and multispectral image data. Phogrammetric Engineering & Remote Sensing: v. 56, p. 459-467, abr. 1990.

CASTANHO, José E.; TOZZI, Clésio L. Obtenção da transformação de corpo rígido em registro de imagens com deformação usando thin plate splines. Anais do IX SIBGRAPI, p. 181-187, out. 1996

CHAPMAN, Stephen J. Programação em Matlab para Engenheiros. São Paulo: Thomson Learning, 2003. 477 p.

CHAVEZ, P. Digital merging of Landsat TM and digitized NHAP data for 1:24000 scale image mapping. Phogrammetric Engineering & Remote Sensing. v.52, n.10, p. 1637-1646, 1986.

D'ALGE, Júlio. C. L. Atualização Cartográfica por Imagem de Satélite: considerações teóricas e possibilidades de implementação. Texto Técnico-Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). São José dos Campos, Mai. 1997.

DUNCAN, J. S. Medical Image Analysis Progress over two Decades and the Challenges Ahead. IEEE Trans On Pattern. v. 22, n. 1, p. 85-106, Jan. 2000.

- FACON, Jacques. Processamento e análise de imagens. Córdoba: CEFET, 1993. 198 p.
- FACON, Jacques. Morfologia Matemática - Teoria e Exemplos. Curitiba: Champagnat, 1996. 320 p.
- FEDOROV, Dmitri. Sistema Semi-Automático de Registro e Mosaico de Imagens. São José dos Campos, 2002. 147 p. (Dissertação)
- FONSECA, Leila. M. G. Processamento digital de imagens. São José dos Campos: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), 2000. 111 p.
- FONSECA, Leila. M. G.; COSTA, Max. H. M. Automatic Registration of Satellite Images. Brazilian Symposium on Graphic Computation and Image Processing. IEEE Computer Society, São Paulo, p. 219-226, 1998.
- FONSECA, Leila. M. G.; MANJUNATH, B. S. Registration techniques for multisensor remotely sensed Imagery. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing. v.62, n.9, p. 1049-1056, set. 1996.
- FUCHS, H.; KEDEM, Z. M.; USELTON, S. P. Optimal Surface Reconstruction from Planar Contours. Communications of ACM, v.20, p.693-702. 1977.
- GONZALES, R. C.; WINTZ, P. Digital Image Processing. 2 ed. McGraw-Hill, 1987. 473 p.
- GONZALES, R. C.; WINTZ, P. Digital Image Processing Reading. CRC Press, 1994, 472 p.
- GOSHTASBY, A. Registration of Images with Geometric Distortions. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. v.25, p. 60-64, 1988.
- HOROWITZ, S. L.; PAVLIDIS, T. Picture Segmentation by a direct by a directed split-and-merge procedure. Addison Wesley, p. 424-433, 1974.
- JIANJUEN, H. P.; Pratt, J.; Chew, C. M.; Herr, H.; Pratt, G. Intelligence and Systems. IEEE International Joint Symposio, p. 245-251, 1998.
- MAINTZ, J. B. A.; VIERGEVER, M. A. A Survey of Medical Image Registration Medical Image Registration, v.2, n.1, p. 1-36. 1998.
- MANSSOUR, Isabel H. Visualização Colaborativa de Dados Científicos com ênfase na Área Médica. Porto Alegre, 1998, 118 p. (Dissertação)
- MASCARENHAS, N. D. A.; VELASCO, F. R. D. Processamento Digital de Imagens. 2. ed. Buenos Aires: Kapelusz, 1989. 272 p.
- MATSUMOTO, E. Y. MatLab 6.5: Fundamentos de Programação. São Paulo: Érica, 2002. 342 p.

McMASTER, R. B.; SHEA, K. S. Generalization in digital cartography. 11. ed. Washington: AAG, 1992. 134 p.

MEDEIROS, Gilmar. C. F. Uso de texturas para o acompanhamento da evolução do tratamento de úlceras dermatológicas. São Carlos, 2001. 93 p. (Dissertação)

MEDEIROS, N. G.; Silva, E. A.; Nogueira, J. R. Segmentação Watershed utilizando a técnica de mínimos impostos. Anais do III Colóquio Brasileiro de Ciências Geodésicas, Curitiba, 2002.

MOLER, C. MATLAB User's Guide. New México. 1980

MOORE, H. SPOT vs Landsat TM for the maintenance of topographical databases. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v.44, p. 72-84, 1989.

MOSTAFA, M. G. H.; YAMANY, S. M.; FARAG, A. A. Integrating Shape from Shading and Range Data Using Neural Networks. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. v. 2, 15 p, 1999.

NASCIMENTO, P. S. R. Avaliação de Técnicas de Segmentação e Classificação por regiões em Imagens Landsat-TM visando o Mapeamento de Unidades de Paisagem na Amazônia. São José dos Campos, 1997, 120 p. (Dissertação).

ODAKURA, V.; CAMPOS, G. L. Uma técnica para alinhamento de imagens de documentos antigos. XXIX Congresso da Sociedade Brasileira de Computação. Florianópolis, jul. 2002.

PAINE, S. H.; LODWICK, G. D. Edge Detection and Processing of Remotely Sensed Digital Images. Photogrammetria. n. 43, p. 323-336, 1989.

PAREDES, E. A. Introdução à aerofotogrametria e suas aplicações na engenharia. Maringá: 1987. 493 p.

POHL, C. Multisensor Image Fusion in Remote Sensing: Concepts, Methods e Applications. International Journal Of Remote Sensing, v.19, n.5, p.823-854, 1998.

PRATT, D. NPSNET: A 3D Visual Simulator for Virtual World Exploration and Experimentation. SID International Symposium Digest of Technical Papers p. 147-156, 1991.

PROENÇA, C. B.; CONCI, A.; SEGENREICH, S. A. Investigação para detecção automática de falhas têxteis. Revista Brasileira de Ciências Mecânicas, Niterói, 2005.

RODRIGUES, D. A. Extração de Pistas de Aeroporto em Imagem LANDSAT usando O Watershed Morfológico. COBRAC 2004 - Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário. Florianópolis, 2004.

SAHOO, P. A survey of thresholding techniques, computer vision, graphics and image processing. New York, v. 41 p. 233-260, 1988.

SANTOS, V. T. Segmentação de Imagens Mamográficas para detecção de nódulos em mamas densas. São Carlos, 2002, 112 p. (Dissertação).

SEARA, D. M. Algoritmo para detecção de bordas. Florianópolis, 1998. (Dissertação).

SILVA, A. J. F. M.; D'ALGE, J. C. L. Avaliação da qualidade geométrica das imagens TM-LANDSAT. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Gramado, 1986.

SILVA, Lília. S. Desenvolvimento de uma tecnologia fotogramétrico-digital para a medição e a documentação de edificações. São José dos Campos, 1998. 115 p. (Dissertação)

THOMAS, G.; SANNIER, C. A. D.; TAYLOR, J. C. Mapping systems and GIS: a case study using the Ghana National. The Geographical Journal, v.166, n.4, p. 306-311, 2000.

VALE, G. M.; DAL POZ, A. P. Processo de detecção de bordas de Canny. Boletim de Ciências Geodésicas, Curitiba, v.8, n.2 p. 67-78, 2002.

VALE, G. M. G.; EDINEIA A. S.; DAL POZ, A. P. O Detector de Canny-EDP: Uma Combinação entre as Teorias de Canny e de Difusão Anisotrópica não Linear. Revista Brasileira de Cartografia. v.2, p. 156-168, 2004.

VEMURI, B. C.; HUANG, S.; SAHNI, S.; LEONARD, C. M.; MOHR, C. A robust and efficient Algorithm for Image Registration. International Conference On Information Processing In Medical Imaging, p. 465-470, 1997.

VENOT, A.; DEVAUX J. Y. An automated system for registration and comparison of photographic images in medicine. IEEE Transactions on Medical Images. p. 298-303 1988.

VLIET, Lucas. J. V.; YOUNG, Ian T.; BECKERS, Guus L. An Edge Detection Model Based on Nonlinear Laplace Filtering. Pattern Recognition and Artificial Intelligence. Netherlands, p. 63-73, 1988.

WOLF, P. R. Elements of photogrammetry. 2 ed. Singapore: McGraw-Hill, 1983. 628 p.

ZIOU, D.; TABBONES, S. Edge Detection Techniques - An Overview. International journal of pattern recognition and Image Analysis, v.8, n.4, p. 537-559, 1998.

ZITOVA, Barbara.; FLUSSER, Jan. Image Registration Methods. A Survey Image and Vision Computing. v.21, n.11, p.977-1000, jun. 2003.

ZUIDEVELD, K. J. K.; ANTON H. J. Multimodality Visualization Of Medical volume Data. Computer & Graphics Oxford. v.20, p. 755-791, 1996.