

UNIVERSIDADE FEDERAL DO ABC  
CENTRO DE MATEMÁTICA, COMPUTAÇÃO E COGNIÇÃO

GABRIEL PANIZ PATZER

**Método automático para criação de mapas polares  
baseado em alinhamento de imagens**

SANTO ANDRÉ  
2011

GABRIEL PANIZ PATZER

## **Método automático para criação de mapas polares baseado em alinhamento de imagens**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Informação da Universidade Federal do ABC, como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Engenharia da Informação

Área de Concentração: Processamento Multimídia  
Orientador: Prof. Dr. Marcelo Zanchetta do Nascimento.

Co-Orientador: Prof. Dr. Lucas Ferrari de Oliveira.

Santo André  
2011

## DEDICATÓRIA

*Dedico este trabalho a todas pessoas que de alguma forma foram especiais em minha vida.*

*Primeiramente a meus avós Venturino e Violanda, pessoas de grande caráter, que marcaram a vida de todos com quem tiveram o mais breve contato.*

*À meu pai Luiz, minha mãe Vanice e meu irmão Guilherme, que apoiaram minhas decisões e sempre estão prontos para me auxiliar em momentos de dificuldade.*

*Ao Prof. Marcelo Zanchetta do Nascimento, uma pessoa de fibra e capacidade excepcionais.*

*Aos amigos, desde os mais antigos, que continuam torcendo pelo meu sucesso, até os mais novos, que conheci devido às grandes mudanças que aconteceram em minha vida.*

## AGRADECIMENTOS

*Agradeço primeiramente à minha família, por todo o apoio durante o período turbulento que fez parte dessa importante etapa de minha vida. Sem a ajuda dos meus pais, Vanice e Luiz, eu não seria capaz de suportar a distância que nos separou durante esse trabalho.*

*Ao Prof. Dr. Marcelo Zanchetta do Nascimento, que fez um ótimo trabalho como orientador. Por todo o conhecimento que me foi passado, pela sua força e insistência, para que este trabalho se tornasse o melhor que eu pudesse desenvolver, e principalmente pela paciência que teve ao me conduzir pelos caminhos da escrita da dissertação.*

*Ao Prof. Dr. Lucas Ferrari de Oliveira, que me iniciou no mundo da pesquisa. Sem seu incentivo eu não seria capaz de realizar este trabalho. Agradeço por ser o ponto inicial de todas as oportunidades acadêmicas que tive.*

*Ao Prof. Dr. Marcus Vinícius Simões, médico especializado em cardiologia da Universidade de São Paulo, por ceder seu tempo para a avaliação deste trabalho.*

*Ao Dr. Adelson de Castro, por me receber e auxiliar em Ribeirão Preto, fornecendo diversas ideias para este projeto durante algumas das mais interessantes discussões científicas que pude participar.*

*Aos meus amigos Albemerc, Danilo e Elissando, que criaram um agradável e animado ambiente de convivência durante o mestrado.*

*A todos aqueles que me apoiaram e confiaram em minha capacidade e de alguma forma contribuíram para meu crescimento como pesquisador e ser humano.*

**“...only after one has understanding of the self  
can one truly affect the external.”**

**(R. A. Salvatore)**

## RESUMO

De acordo com o banco de dados do Sistema Único de Saúde, aproximadamente 1 milhão de brasileiros são hospitalizados, anualmente, devido a doenças do sistema circulatório, dos quais 60 mil são vítimas de infartos fatais posteriores à internação. A análise de imagens de exames SPECT de medicina nuclear permite ao especialista detectar regiões do coração com funcionalidade reduzida. Métodos computacionais são empregados para o auxílio na visualização desses exames, mas, em geral, é necessária a marcação manual das estruturas por um especialista. O presente trabalho apresenta uma ferramenta computacional desenvolvida para o alinhamento automático de imagens cardíacas, de exames SPECT, e geração de mapa polar. Na etapa de alinhamento, uma imagem modelo foi utilizada para comparação e avaliação de similaridade de voxels para os eixos longo horizontal e longo vertical. Também foi aplicado a técnica SIFT para extração de características e alinhamento do eixo curto. Ao final do alinhamento, foi construído uma imagem na forma de mapa polar para avaliação da estrutura. Os algoritmos desenvolvidos foram aplicados em um banco de casos composto por 4 classes de pacientes, divididos por sexo e saúde cardíaca, e 3 casos didáticos, com lesões extensas. Os resultados do processo de alinhamento e geração de mapa polar foram avaliados de forma qualitativa por especialistas, e quantitativamente, comparando os algoritmos desenvolvidos aos resultados de um software “padrão-ouro”, utilizado em ambiente clínico.

**Palavras Chave:** Medicina Nuclear, SPECT, Processamento de Imagens, Alinhamento de Imagens, Visão Computacional, Auxílio ao Diagnóstico.

## ABSTRACT

According to the database of Unified Health System (Sistema Único de Saúde - SUS), approximately, 1 million of Brazilians are hospitalized every year due to the diseases of circulatory system. During 2010, 60 thousand people may die as a result acute myocardial infarction. The analysis of Single Photon Emission Computed Tomography (SPECT) images allows a specialist to detect heart regions that have had its function reduced. Even though computational methods are used for aiding in the visualization of these exams, it is usually needed for the specialist to mark structures in the image. The algorithms presented in this project apply the automatic registration of SPECT images and the polar map generation. In step automatic registration was employed the comparison with a model image using voxel similarity technique. This technique was applied to the vertical and horizontal long axis and a feature extraction method to the the short axis. After automatic registration of SPECT images, the polar map visualization was created to reduce the difficulty of the SPECT image analysis. The developed algorithms were applied in database with 4 classes divided by sex and cardiac health. The result of the automatic registration and the polar map generation process was assessed visually by experts and quantitatively comparing the algorithms to the gold-standard software used daily in the medical practice.

**Keywords:** Nuclear Medicine, SPECT, Image Processing, Image Registration, Computer vision, Computer Aided Diagnosis.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Representação do coração em suas câmaras e artérias coronárias. (A) Representação das quatro cavidades do coração e a direção do fluxo sanguíneo (setas): Átrio Esquerdo (AE), Átrio Direito (AD), Ventrículo Esquerdo (VE) e Ventrículo Direito (VD). (B) Artérias coronárias que irrigam o ventrículo esquerdo: Artéria Descendente Anterior (ADA), Artéria Circunflexa (AC) e Artéria Coronária Direita (ACD).....	4
Figura 2.2 – Imagens de um exame SPECT com o paciente em estado de estresse sem apresentar defeito cardíaco. ....	6
Figura 2.3 – Imagem de uma câmara de cintilografia com dois detectores. ....	6
Figura 2.4 – Elementos de um detector de uma câmara de cintilação. ....	7
Figura 2.5 – Representação tridimensional do coração seccionado pelos três planos de visualização utilizados.....	7
Figura 2.6 – Exemplo de alinhamento de imagens cardíacas SPECT.....	11
Figura 2.7 – Exemplo de alinhamento intermodal. a) sobreposição entre um exame SPECT e ressonância magnética cerebrais sem alinhamento. b) resultado após a aplicação da técnica de alinhamento. ....	11
Figura 2.8 – Representação da relação entre informação mútua e entropia.....	14
Figura 2.9 – No gráfico, $F(x)$ representa uma função de similaridade. O resultado desejado encontra-se no ponto mínimo dessa curva.....	15
Figura 2.10 – Simplex com três vértices e as operações que podem ser aplicadas aos vértices em cada iteração do algoritmo Nelder-Mead. ....	16
Figura 2.11 – Cinco primeiros passos do algoritmo Nelder-Mead em um <i>simplex</i> com dois vértices. ....	17
Figura 2.12 – Imagem limiarizada com técnica global. (A) Imagem de um polígono corrompida por ruído gaussiano. (B) Resultado da segmentação com valor de limiar de 128. ....	18
Figura 2.13 – Histograma de níveis de cinza da imagem da Figura 2.11 relativo à Figura 2.11 (A).....	19
Figura 2.14 – Imagem cardíaca no eixo curto com pontos-chave destacados. ....	20
Figura 2.15 – Exemplificação do processo de oitavas. ....	22

Figura 2.16 – Vizinhança 16x16 dividida em janelas 4x4. ....	24
Figura 2.17 – Mapa polar de paciente sadio em protocolo de estresse cardíaco.....	26
Figura 2.18 – Representação do coração dividido em perfis circunferenciais para a criação do mapa polar. ....	26
Figura 2.19 – Abstração das formas do miocárdio para construção do mapa polar. (a) Amostragem utilizada para o corpo e a base do miocárdio. (b) Amostragens possíveis para o ápice do miocárdio. (c) Mapas polares resultantes das amostragens em (b). ....	27
Figura 2.20 – Relação entre as regiões miocárdicas e os segmentos do mapa polar. ....	28
Figura 2.21 – Relação da área com defeito no mapa polar e a artéria coronária responsável pela perfusão nessa área. Seções mais escuras indicam infarto e seções sombreadas indicam isquemia. (A) Dano na artéria descendente anterior. (B) Dano na artéria coronária direita. (C) Dano na artéria circumflexa. (D) Dano na artéria descendente anterior e/ou circumflexa. (E) Dano na artéria coronária direita e/ou descendente anterior. (F) Dano na artéria circumflexa e/ou coronária direita.....	29
Figura 3.1 – Fluxograma geral da execução do software.....	31
Figura 3.2 – Fluxograma que representa o algoritmo de alinhamento de escala e translação baseado em informação mútua. ....	34
Figura 3.3 – Fluxograma que representa o algoritmo de registro de rotação dos eixos longos .....	35
Figura 3.4 – Fatias utilizadas no alinhamento do eixo curto. (A) Imagem analisada com pontos-alvo destacados. (B) Imagem modelo com ponto-alvo destacado .....	37
Figura 3.5 – Fluxograma que representa o algoritmo de registro do eixo curto. ....	38
Figura 3.6 – Representação da busca esférica, com o ângulo de colatitude destacado...	39
Figura 3.7 – Fluxograma do algoritmo de construção do mapa polar.....	40
Figura 4.1 – Imagens do eixo curto de uma paciente sem defeito cardíaco após processo de alinhamento, com uma fatia destacada mostrando o posicionamento das paredes cardíacas .....	43
Figura 4.2 – Imagens do eixo longo horizontal de uma paciente sem defeito cardíaco após processo de alinhamento, com uma fatia destacada mostrando o posicionamento das paredes cardíacas.....	44
Figura 4.3 – Imagens do eixo longo vertical de uma paciente sem defeito cardíaco após processo de alinhamento, com uma fatia destacada mostrando o posicionamento das paredes cardíacas .....	44

Figura 4.4 – Exemplo de caso com defeito cardíaco, com áreas destacadas representando a parede inferior próxima ao ápice e à base .....	45
Figura 4.5 – Mapa polar de paciente com defeito de perfusão na parede inferior, demarcado pela elipse.....	46
Figura 4.6 – Imagem modelo visualizada no eixo curto .....	46
Figura 4.7 – Caso de paciente com defeito cardíaco não alinhado, visualização do eixo curto, como analisado pelos especialistas .....	47
Figura 4.8 – Caso de paciente com defeito cardíaco após aplicação dos algoritmos de alinhamento, visualização do eixo curto, como analisado pelos especialistas .....	48
Figura 4.9 – Detalhes da etapa de alinhamento para um caso de paciente com defeito cardíaco.....	48
Figura 4.10 – Exemplo de alinhamento bem-sucedido utilizando a técnica desenvolvida. A linha destacada indica que a região de alta atividade está na mesma posição em ambos os mapas polares. A) Mapa polar gerado com a técnica desenvolvida. B) Mapa polar do software padrão-ouro .....	49
Figura 4.11 – Imagens do VE para o terceiro caso didático.....	50
Figura 4.12 – Mapas polares do terceiro caso didático. A) Mapa polar gerado pela técnica desenvolvida. B) Mapa polar gerado pelo software do “padrão-ouro” .....	50
Figura 4.13 – Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo feminino com isquemia.....	53
Figura 4.14 – Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo feminino sem isquemia.....	54
Figura 4.15 – Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo masculino com isquemia.....	57
Figura 4.16 – Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo masculino sem isquemia.....	58
Figura 4.17 – Gráfico do erro médio em cada segmento .....	59

## LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo feminino com presença de isquemia.....	52
Tabela 4.2 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo feminino sem defeitos cardíacos .....	54
Tabela 4.3 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo masculino com presença de isquemia.....	56
Tabela 4.4 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo masculino sem defeitos cardíacos .....	58

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

$^{201}\text{Tl}$	Tálio-201
$^{99\text{m}}\text{Tc}$	Tecnécio-99m
AC	Artéria Circunflexa
ACD	Artéria Coronária Direita
AD	Átrio Direito
ADA	Artéria Descendente Anterior
AE	Átrio Esquerdo
AHA	American Heart Assotiation
CAD	Computer Aided Diagnosis
DICOM	Digital Imaging Communication in Medicine
HCFMRP/USP	Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo
IAM	Infarto Agudo do Miocárdio
MAT	Medial Axis Transform
PC	Perfil Circunferencial
SPECT	Single Photon Emission Computed Tomography
VD	Ventrículo Direito
VE	Ventrículo Esquerdo

## SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO 1.....</b>	<b>1</b>
<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
1.1 – MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA .....	1
1.2 – OBJETIVO.....	2
1.3 – ORGANIZAÇÃO DESTA MONOGRAFIA .....	2
<b>CAPÍTULO 2.....</b>	<b>3</b>
<b>ESTADO DA ARTE .....</b>	<b>3</b>
2.1 – INTRODUÇÃO .....	3
2.2 – IMAGENS DE MEDICINA NUCLEAR.....	5
2.2.1 – PROTOCOLO DE AQUISIÇÃO DE IMAGENS CARDÍACAS .....	8
2.3 – PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS .....	9
2.3.1 – ALINHAMENTO.....	9
2.3.1.1 – MÉTRICA.....	12
2.3.1.2 – TÉCNICA DE OTIMIZAÇÃO .....	14
2.3.2 – SEGMENTAÇÃO .....	17
2.3.3 – EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS .....	20
2.4 – MAPAS POLARES.....	25
<b>CAPÍTULO 3.....</b>	<b>31</b>
<b>MATERIAIS E MÉTODOS .....</b>	<b>31</b>
3.1 – INTRODUÇÃO .....	31
3.2 – BANCO DE IMAGENS .....	31
3.2.1 – CASOS.....	31

3.2.2 – IMAGEM MODELO APLICADA EM ALINHAMENTO .....	32
3.3 – ALINHAMENTO.....	32
3.3.1 – ALGORITMO DE REGISTRO DE ESCALA E TRANSLAÇÃO .....	32
3.3.2 – ALGORITMO DE REGISTRO DOS EIXOS LONGOS .....	34
3.3.3 – ALGORITMO DE REGISTRO DO EIXO CURTO.....	35
3.4 – CRIAÇÃO DO MAPA POLAR .....	38
3.5 – VALIDAÇÃO DOS ALGORITMOS.....	41
3.5.1 – ALGORITMOS DE ALINHAMENTO .....	41
3.5.2 – ALGORITMO DE CRIAÇÃO DE MAPA POLAR .....	41
<b>CAPÍTULO 4.....</b>	<b>43</b>
<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES.....</b>	<b>43</b>
4.1 – INTRODUÇÃO .....	43
4.2 – ALGORITMO DE ALINHAMENTO DE IMAGENS .....	43
4.3 – ALGORITMO DE GERAÇÃO DE MAPAS POLARES .....	45
4.4 – VALIDAÇÃO DAS TÉCNICAS .....	46
4.4.1 – ALGORITMO DE ALINHAMENTO.....	46
4.4.2 – ALGORITMO DE GERAÇÃO DO MAPA POLAR .....	49
4.4.2.1 – ANÁLISE QUALITATIVA .....	49
4.4.2.2 – ANÁLISE QUANTITATIVA .....	51
<b>CAPÍTULO 5.....</b>	<b>61</b>
<b>CONCLUSÕES .....</b>	<b>61</b>
5.1 – SUGESTÃO PARA TRABALHOS FUTUROS.....	62
5.1 – CONSIDERAÇÕES .....	62
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>63</b>

---

# CAPÍTULO 1

## Introdução

---

### 1.1 - Motivação e Justificativa

Doenças do sistema circulatório são as principais causas de morte em países desenvolvidos (SARMENTO-LEITE; KREPSKY; GOTTSCHALL, 2001). Considerada a mais grave síndrome clínica, relacionada com a doença isquêmica do coração, o Infarto Agudo do Miocárdio (IAM) é responsável por 25% das mortes registradas nos Estados Unidos, representando em números absolutos um valor aproximado de um milhão e cem mil pessoas por ano. Na Inglaterra, estima-se uma incidência de 2,6 por mil habitantes ao ano (MELO; TRAVASSOS; CARVALHO, 2004). No Brasil, foram registrados aproximadamente 72 mil óbitos devido ao IAM no ano de 2007 (DATASUS, 2010).

Os pacientes que sobrevivem a um IAM encontram-se em uma zona de risco, onde existe possibilidade de infarto recorrente e até mesmo óbito nos primeiros meses após a alta hospitalar. Para que sejam identificados os pacientes, considerados de alto-risco, vários fatores clínicos e laboratoriais são utilizados para prever o estado do paciente pós-IAM (MULTICENTER, 1983). Porém, o maior preditor independente de mortalidade cardíaca é a disfunção sistólica do ventrículo esquerdo (VE), que é resultante da combinação de miocárdio irreversivelmente lesado (necrosado) e de miocárdio vivo, mas com anormalidade de contração, ocasião do IAM.

Um dos métodos não invasivos mais utilizados na detecção e acompanhamento de quadros de IAM é a análise de imagens obtidas pela técnica de medicina nuclear. Das diversas técnicas de imagem nuclear, pode destacar-se a tomografia de emissão SPECT (*Single Photon Emission Computed Tomography*, Tomografia Computadorizada com Emissão de Fóton Único). Essa técnica é realizada por meio da injeção de um nuclídeo radioativo (traçador), que irá se alojar no miocárdio do paciente. Regiões da estrutura onde a captação percentual do traçador forem maior que 50%, indicando tecido do miocárdio com perfusão sanguínea residual e metabolismo preservado, são viáveis (SIMÕES *et al.*, 2004). Com isso, é possível avaliar a quantidade de tecido saudável e necrosado, bem como as áreas afetadas, para determinar a necessidade de intervenção cirúrgica.

Apesar da relevante aplicação da técnica SPECT, o exame em questão apresenta certa complexidade devido à quantidade de informações da imagem tridimensional e à disposição dessas informações. Uma técnica bastante utilizada como solução para este problema é a construção de mapas polares, que dispõe as informações de modo a centrar os dados no foco de estudo, o VE (OLIVEIRA, 2007).

Esta técnica é bastante difundida no meio clínico, entretanto sua utilização está restrita à *workstation* utilizada para a aquisição do exame. Esse equipamento é constituído da câmara de cintilação utilizada para a aquisição das imagens, um computador que realiza a reconstrução tomográfica e um computador que permite a realização do processamento das imagens através do software proprietário de código fechado que acompanha o sistema. Como não é possível alterar o software que é utilizado nessa *workstation*, a realização de estudos posteriores é comprometida pela restrição de possibilidades de trabalho.

## **1.2 - Objetivo**

O objetivo desta pesquisa é desenvolver um conjunto de ferramentas computacionais que permitam a análise de exames SPECT de perfusão miocárdica para a criação de mapas polares sem vínculo com a *workstation* associada com a aquisição do exame. Além da liberdade de plataforma, busca-se a diminuição da carga associada ao especialista, no processo repetitivo de alinhamento de imagens, através da automatização desse processo, etapa anterior à construção do mapa polar.

Outra preocupação nesses algoritmos é a utilização das técnicas de alinhamento mais simples possíveis, de maneira que o *hardware* utilizado não possua restrições para uma performance aceitável.

## **1.3 - Organização dessa monografia**

Neste capítulo foi apresentada a ideia tomada como base para a realização da pesquisa. No segundo capítulo são apresentados os conceitos teóricos importantes para a realização desse projeto. Em seguida é apresentada a metodologia desenvolvida para a elaboração e avaliação do trabalho. O quarto capítulo apresenta os resultados obtidos através de experimentos com imagens cardíacas de pacientes reais. Por fim, no quinto capítulo, são apresentadas as conclusões deste estudo e sugestões para trabalhos futuros.

---

## CAPÍTULO 2

### Estado da Arte

---

#### 2.1 – Introdução

As técnicas empregadas em imagens de medicina nuclear são utilizadas para determinar a atividade do miocárdio, ou seja, o funcionamento do músculo cardíaco. Esses exames são realizados em câmaras de cintilação (*gamma camera*) capazes de gerar imagens planares contendo as informações funcionais do órgão analisado. Entretanto, não é possível determinar, com precisão, a atividade interna do miocárdio. Isso acontece, porque as imagens planares apresentam, com boa definição, apenas as características externas do órgão em estudo (MORO, 1994). Portanto, com a criação da técnica de Tomografia Computadorizada por Emissão de Fóton Único, *Single Photon Emission Computed Tomography* (SPECT), as imagens passaram a ser adquiridas e reconstruídas de modo a formar um volume, composto de dezenas de imagens bidimensionais, que possibilita analisar o estado funcional interno do coração.

Por meio da análise das imagens obtidas pela técnica SPECT é possível determinar se um paciente, que foi afetado por um Infarto Agudo do Miocárdio (IAM), precisa de cirurgia ou tratamento. Isso acontece porque as áreas infartadas contêm tecido morto, sem atividade ou possibilidade de recuperação. Além disso, essas áreas degradadas podem conter tecido com isquemia. Essas áreas isquêmicas ocorrem quando há uma diminuição na irrigação sanguínea, resultando na perda de capacidade funcional do tecido (RUNGE E OHMAN, 2006). O especialista pode verificar as regiões com falhas ocasionadas por obstruções parciais ou totais dos vasos do Ventrículo Esquerdo (VE) por meio de informações da disfunção sistólica do VE (MULTICENTER, 1983). A Figura 2.1(a) apresenta a estrutura do coração dividido nas suas quatro cavidades e a Figura 2.1(b) mostra as principais artérias que irrigam o VE.

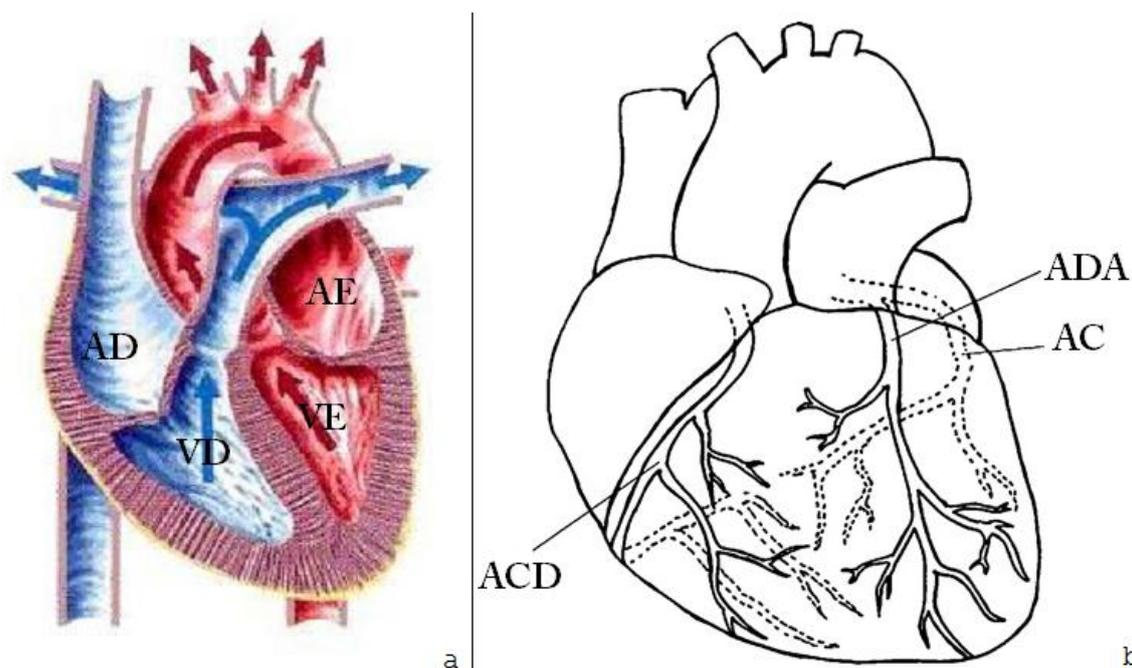


Figura 2.1: Representação do coração em suas câmaras e artérias coronárias. (A) Representação das quatro cavidades do coração e a direção do fluxo sanguíneo (setas): Átrio Esquerdo (AE), Átrio Direito (AD), Ventrículo Esquerdo (VE) e Ventrículo Direito (VD). (B) Artérias coronárias que irrigam o ventrículo esquerdo: Artéria Descendente Anterior (ADA), Artéria Circunflexa (AC) e Artéria Coronária Direita (ACD).

Fonte: Adaptado de KHORSAND *et al.* (2007).

A principal dificuldade na análise das imagens obtidas pelos exames SPECT encontra-se em determinar a quantidade de fatias necessárias para representar o órgão analisado. Para tanto, um especialista deve realizar uma comparação lado a lado, no conjunto de fatias, a fim de construir o volume da estrutura analisada.

Apesar da carga de trabalho e do nível de experiência de um especialista influenciarem o diagnóstico, elementos que podem ser bem definidos matematicamente, por exemplo o alinhamento automático de imagens, contribuem para o aumento do grau de certeza dessa uma tarefa, como a detecção de regiões infartadas do miocárdio.

Atualmente, existem diversas ferramentas computacionais desenvolvidas com o intuito de facilitar e auxiliar os especialistas nas tarefas aplicadas ao diagnóstico médico, incluindo a visualização dos exames SPECT (GARCIA *et al.*, 1985; LIN *et al.*, 2006; VIOLA E WELLS, 2004; KHORSAND *et al.*, 2007). Essas ferramentas são conhecidas como diagnóstico auxiliado por computador, do inglês *Computer Aided Diagnosis* (CAD), e buscam contribuir para um diagnóstico mais preciso.

Uma técnica computacional bastante utilizada para auxiliar a visualização das imagens tomográficas cardíacas é a construção de mapas polares (*Bull's Eye*) (GARCIA *et al.*, 1985). O mapa polar permite transformar a imagem tridimensional do coração em uma imagem bidimensional na forma de anéis concêntricos. Essa técnica possibilita visualizar as informações que correspondem à perfusão sanguínea nas paredes do VE, o que pode determinar a extensão do dano causado por um IAM e a possibilidade de recuperação da região afetada.

Nos tópicos seguintes são apresentados, em maiores detalhes, os procedimentos e características empregados na aquisição da imagem em exames de medicina nuclear. Além disso, as técnicas computacionais utilizadas para o alinhamento de imagens e a construção do mapa polar são abordadas.

## **2.2 – Imagens de Medicina Nuclear**

As primeiras técnicas de imageamento do coração eram baseadas em radiografia e ecocardiografia (RUNGE, OHMAN, 2006). Por meio das imagens radiográficas era possível a visualização planar do músculo e vasos maiores de modo estático. A partir de 1972, um medicamento para contraste passou a ser utilizado, de modo que o especialista pudesse analisar o curso dessa substância nos vasos. Isso possibilita encontrar possíveis obstruções durante seu percurso. Com mais esse procedimento, essa técnica passou a ser conhecida como angiografia. Apesar dessas contribuições, a técnica de raios x não permitia uma análise suficientemente apurada das estruturas internas do coração. Devido às limitações impostas pela técnica de raios x, passa-se a utilizar a ecocardiografia por permitir a construção das imagens da estrutura interna do coração em tempo real. Com as informações obtidas com essa técnica, os especialistas podem determinar as dimensões das cavidades, a espessura das paredes e a velocidade de contração de cada região. De forma semelhante ao raio x, essa técnica também não permite avaliar o aspecto funcional da estrutura.

A partir da década de 80, começou a ser aplicada a técnica SPECT, aliando a reconstrução tomográfica ao imageamento funcional oferecido pelas imagens planares de medicina nuclear. Nesse exame, utiliza-se uma câmara de cintilação que permite a aquisição em diversos planos em torno do paciente. A Figura 2.2 mostra um exame SPECT cardíaco de um paciente saudável. Essa projeção apresenta o eixo curto, começando pelo ápice e com a parede lateral do coração à direita da imagem.

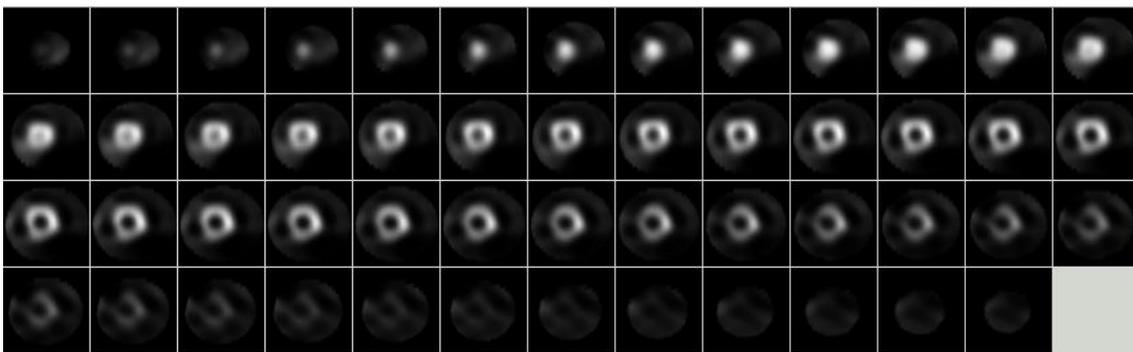


Figura 2.2: Imagens de um exame SPECT com o paciente em estado de estresse sem apresentar defeito cardíaco.

Nessa técnica, emprega-se um equipamento com detectores e uma câmara de cintilação (ver Figura 2.3). Esses detectores são compostos por três estruturas básicas: colimador, cristal e fotomultiplicadoras (MORO, 1994), conforme ilustrados na Figura 2.4.

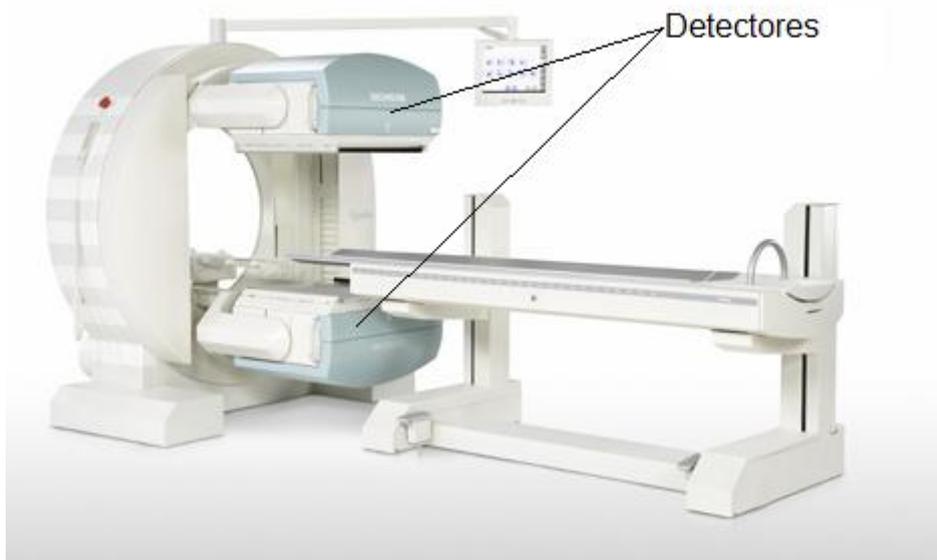


Figura 2.3: Imagem de uma câmara de cintilografia com dois detectores.  
Fonte: DORSET (2010).

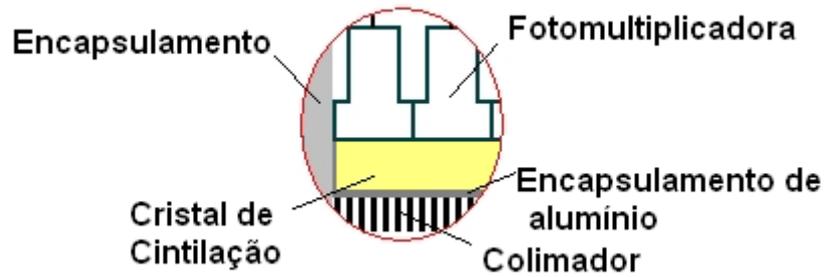


Figura 2.4: Elementos de um detector de uma câmara de cintilação.

Durante o exame do paciente, a radiação emitida pelo paciente é direcionada pelo colimador para atingir o cristal de cintilação. Essa interação gera um sinal luminoso para cada detector, captado pelas fotomultiplicadoras, e convertida em impulso elétrico. Diante dessas informações, as imagens planares são construídas e utilizadas na reconstrução tomográfica do volume (YOO, 2004).

O volume é gerado por meio da técnica de reconstrução tomográfica, que depende das configurações do exame, como movimentação dos detectores e orientação da aquisição (DEPUEY, GARCIA E BERMAN, 2001). Esse volume possibilita obter imagens nas visões: axial, coronal e sagital ou, no caso de imagens cardíacas, eixo curto, eixo longo horizontal e eixo longo vertical (ver Figura 2.5).

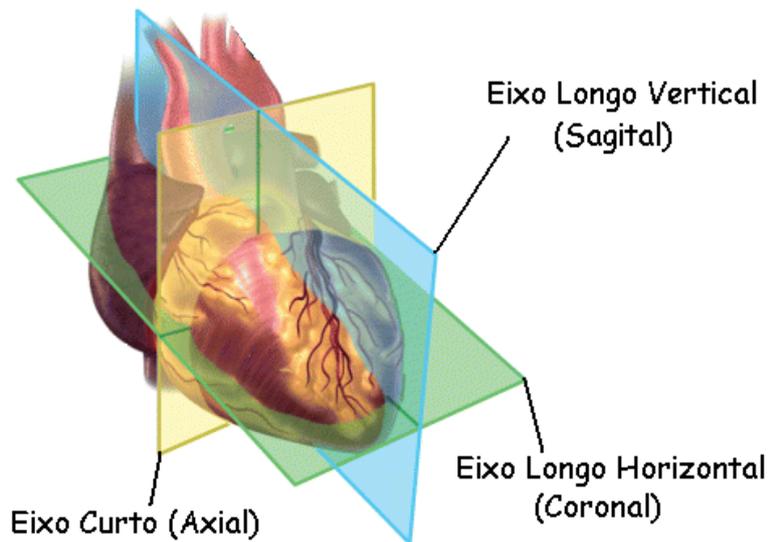


Figura 2.5: Representação tridimensional do coração seccionado pelos três planos de visualização utilizados.

Fonte: Adaptado de 3D ATLAS (2010).

### 2.2.1 – Protocolo de Aquisição de Imagens Cardíacas

Para que o coração emita a radiação necessária para o imageamento nuclear é preciso injetar um composto radiotraçador no paciente. Esse composto é formado por radioisótopos, substâncias que emitem radiação, e radiofármacos, substâncias que se depositam em determinados órgãos ou tecidos (PÁDUA, 2005). Em exames cardíacos, o traçador é injetado na corrente sanguínea, mas em outros exames pode ser ingerido de forma oral.

Os medicamentos mais utilizados para realizar o realce da região miocárdica de um paciente são o Tálcio-201 ( $^{201}\text{Tl}$ ) e o Tecnécio-99m ( $^{99\text{m}}\text{Tc}$ ). Essas substâncias são aplicadas em duas etapas durante o exame. No primeiro instante com o paciente em estado de estresse provocado por meio de uma atividade física e, em seguida, em estado de repouso. A diferença nas etapas permite ao especialista analisar a degradação funcional do músculo com a demanda maior de circulação devido ao estado de estresse (DEPUEY, GARCIA E BERMAN, 2001).

Na condição de estresse, o paciente é submetido a um esforço com atividade física para induzir a elevação da frequência cardíaca. Em geral, utiliza-se uma esteira elétrica para o exercício multiestágio de caminhada do paciente, com elevação da velocidade a cada três minutos. Esse procedimento também é conhecido como Protocolo de Bruce. Parâmetros como frequência cardíaca do paciente, por meio de eletrocardiograma, volume de ventilação e troca de gases da respiração são monitorados nessa etapa do exame.

Para a aquisição de imagens em estresse, o especialista espera a frequência cardíaca do paciente atingir 85% da máxima permitida. Ao atingir esse ritmo cardíaco, denominado frequência de pico, ocorre a injeção do radiotraçador no paciente. Em seguida, a velocidade do exercício é reduzida gradativamente a cada um minuto até chegar ao valor zero. Em seguida, o paciente aguarda, em torno de 30 minutos, o fármaco percorrer seu sistema cardíaco, depositando-se no miocárdio (DEPUEY, GARCIA E BERMAN, 2001).

A partir desse momento, o paciente é encaminhado para a aquisição das imagens. O paciente é colocado em posição supina, deitado com as costas na maca e com os braços acima da cabeça para evitar atenuações. Os detectores da câmara de aquisição são colocados em ângulo de 90° sobre o tórax do paciente, iniciando a aquisição na posição direita anterior oblíqua (*Right Anterior Oblique* - RAO) e

percorrendo 180° até a posição esquerda posterior oblíqua (*Left Posterior Oblique - LPO*) (DEPUEY, GARCIA E BERMAN, 2001).

Para o protocolo de repouso, o paciente aguarda aproximadamente 4 horas, de modo que sua frequência cardíaca retorne ao valor normal. Após este tempo, o processo de aquisição, sem a atividade física, é repetido.

## **2.3 – Processamento Digital de Imagens**

A área de processamento digital de imagens envolve qualquer transformação realizada em uma imagem, seja com intuito de realçar detalhes, segmentar elementos, eliminar ruídos ou recuperar informações deterioradas (GONZALES E WOODS, 2008). Nesse trabalho, alguns procedimentos com propósito de alinhar as imagens, assim como segmentá-las, foram adotados. A seguir, são descritos de, forma sucinta, as principais técnicas utilizadas para o desenvolvimento dos algoritmos computacionais.

### **2.3.1 – Alinhamento**

O alinhamento, também conhecido como registro, ou correção de imagens, busca por meio de transformações geométricas modificá-las, para que ocorra o “casamento” entre a imagem analisada, chamada de imagem original, e uma imagem modelo, chamada de imagem alvo (OLIVEIRA, 2005). As técnicas de alinhamento de imagens são utilizadas em aplicações voltadas para a medicina, geoprocessamento, análise de documentos e outras (PÁDUA, 2005).

De acordo com Pádua (2005), a necessidade do processo de alinhamento de imagens cardíacas surge quando imagens de uma mesma estrutura apresentam diferenças. Os fatores que ocasionam a necessidade de alinhamento são divergências no processo de aquisição, variações temporais para um mesmo paciente ou variações no ângulo de aquisição dos exames.

Mäkellä *et al.* (2002) afirmam que a prática clínica pode envolver a análise de diversas imagens ao mesmo tempo, as quais os especialistas costumam integrar mentalmente ou manualmente, com o auxílio de um *software*. O alinhamento manual ocorre através da escolha e aplicação transformações sobre a estrutura. Isso pode tornar a análise dos exames muito complexa, evidenciando a vantagem de utilizar ferramentas automáticas para essa tarefa.

No processo de alinhamento automático, a imagem original é representada como uma função de intensidade de pontos  $F(x)$ . Isso permite representar o alinhamento através da função  $G(F(x))$ , que, aplicada sobre a imagem original, maximiza sua relação à imagem alvo. Para determinar a diferença entre as imagens, utiliza-se diferentes estratégias, de acordo com o tipo do alinhamento a ser realizado.

As duas estratégias mais utilizadas para esse fim, são:

- Intramodalidade: quando o procedimento é realizado sobre imagens de mesma natureza, contendo o mesmo tipo de dados;
- Intermodalidade: quando aplicado sobre imagens com informações de tipos distintos.

A principal função do alinhamento intramodalidade é comparar as imagens, sendo aplicado para acompanhar alterações de condições do paciente em momentos diferentes ou buscar semelhanças entre as imagens e um atlas de patologias (HAJNAL *et al.*, 2001). Um exemplo de alinhamento intramodalidade é apresentado na Figura 2.6.

Na Figura 2.6 é mostrado um processo onde os valores de *pixel* da imagem do paciente foram comparados com os valores dos *pixels* de uma imagem alvo. As principais alterações, que podem ser observadas no alinhamento mostrado na Figura 2.6, são os centros das imagens do paciente antes e após o processo.

A segunda estratégia, o alinhamento intermodalidade, é utilizado para unir duas imagens, com informações complementares, em uma única imagem. Esses casos, em geral, utilizam exames diferentes, ou seja, imagens obtidas com diferentes técnicas de imageamento. Na Figura 2.7 um exemplo de alinhamento intermodalidade é mostrado, onde as informações funcionais do exame SPECT são agregadas à representação estrutural mais precisa obtida por um exame de ressonância magnética (OLIVEIRA, 2005).

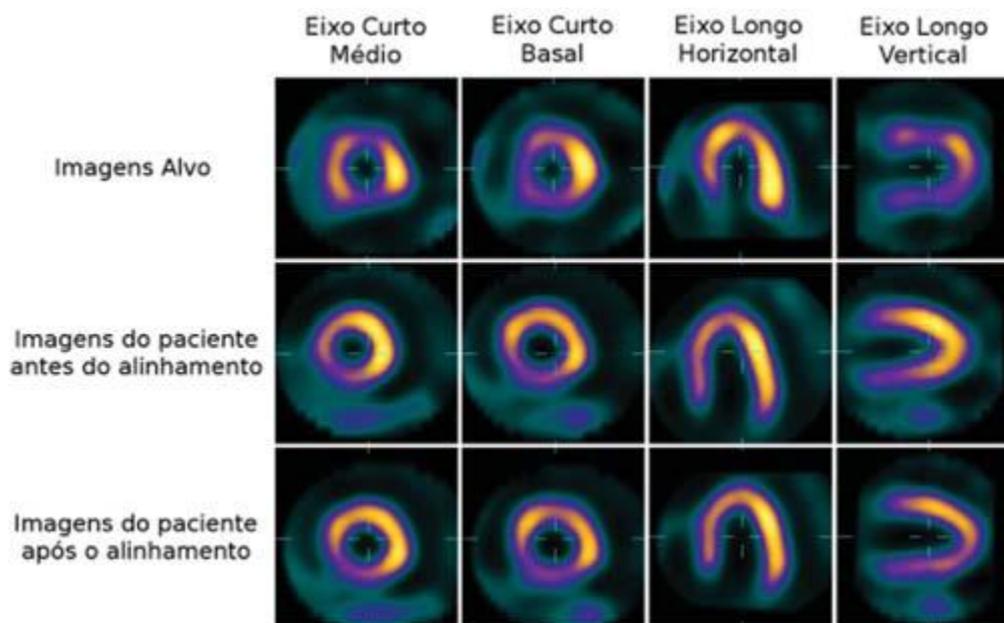


Figura 2.6: Exemplo de alinhamento de imagens cardíacas SPECT.

Fonte: PÁDUA *et al.* (2008).

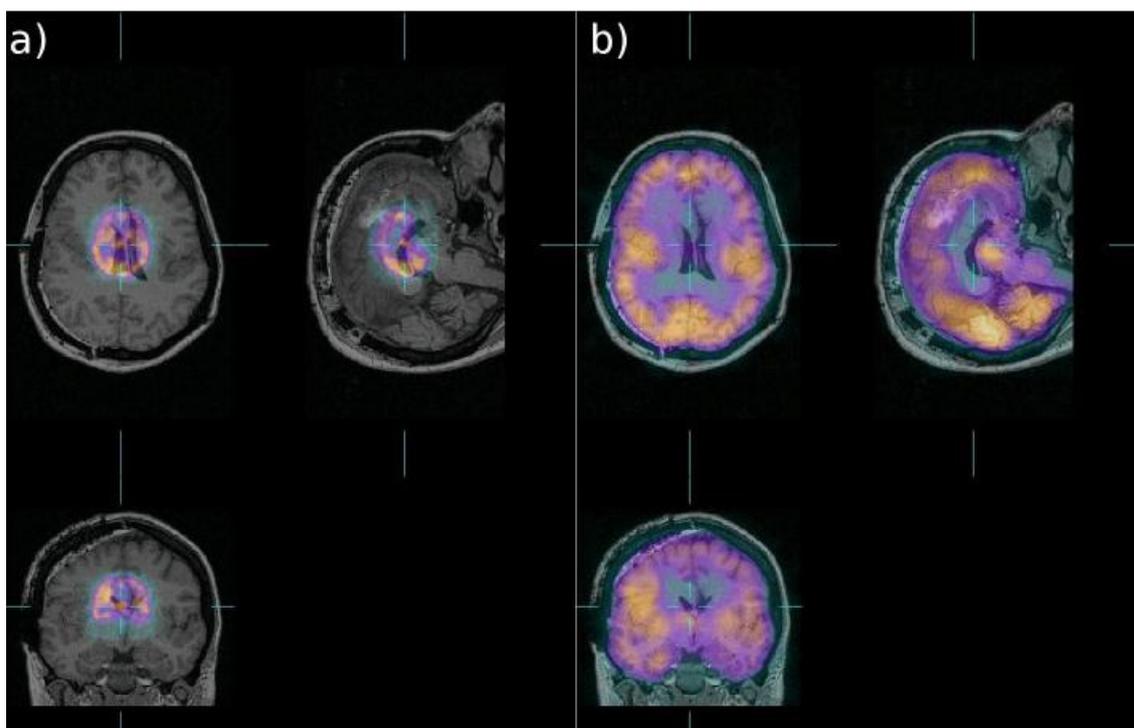


Figura 2.7: Exemplo de alinhamento intermodal. a) sobreposição entre um exame SPECT e ressonância magnética cerebrais sem alinhamento. b) resultado após a aplicação da técnica de alinhamento.

Fonte: OLIVEIRA (2005).

Além da classificação quanto à modalidade dos exames analisados, o alinhamento de imagens pode ser caracterizado de acordo com o método de registro, ou seja, baseado em:

- Características geométricas: comparam grupos de pontos ou características das estruturas presentes nas imagens, como fronteiras, superfícies e formas obtidas por segmentação;
- Similaridade de *voxel*: determinam a relação entre as imagens por meio de informações estatísticas.

As características geométricas são utilizadas para realizar registros automáticos e manuais, utilizando técnicas de segmentação de imagens ou marcação de pontos, realizadas por um especialista, para detectar formas significativas na imagem (MÄKELLÄ *et al.*, 2002). A partir dessas formas, a imagem original pode ser alinhada por meio de formas semelhantes na imagem alvo. Também é possível aplicar transformações diretamente na imagem original, sem a utilização de uma imagem alvo, baseadas nas formas obtidas na etapa segmentação.

O método de registro baseado em similaridade de *voxel*, por sua vez, utilizam algoritmos que realizam comparação automática baseada em parâmetros como correlação e informação mútua (MÄKELLÄ *et al.*, 2002). O processo realiza uma transformação na imagem original e compara a imagem resultante com a imagem alvo, através de um cálculo estatístico também conhecido por métrica. Então, uma técnica de otimização é aplicada para a seleção da transformação geométrica a ser empregada no próximo passo do algoritmo. Esses passos são repetidos até um valor ótimo de similaridade ser obtido. Normalmente, esse valor ótimo é dado na faixa de 90%.

A métrica e a otimização são os elementos determinantes no alinhamento por similaridade de *voxel*. Pelo fato dos métodos geométricos já serem bem difundidos e por apresentarem relevantes contribuições na literatura para a marcação manual, o presente trabalho está focado em similaridade de *voxel*, pelo fato de ser uma forma de automatizar o alinhamento de uma estrutura.

Os tópicos seguintes descrevem o embasamento teórico das técnicas de cálculo estatístico e otimização aplicados no desenvolvimento desse projeto.

### **2.3.1.1 – Métrica**

A métrica é uma informação, em geral, baseada em correlação de sinais ou teoria da informação, indicando o quanto uma imagem se sobrepõe à outra. As técnicas mais

utilizadas são baseadas em correlação de sinais, como a correlação cruzada ou correlação cruzada normalizada (VIOLA E WELLS, 2004).

No caso dessas métricas, a primeira forma de comparação utilizada é por meio de uma convolução das imagens para calcular a similaridade entre elas, sendo a técnica mais utilizada a correlação, dada pela equação:

$$(f * g)[n] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} f^*[m]g[n + m] \quad (2.1)$$

onde,  $f$  e  $g$  representam as imagens e  $n$  e  $m$  seus índices. O cálculo computacional deste tipo de medida utiliza a Transformada Rápida de Fourier para aumentar a eficiência da técnica.

A segunda forma, as métricas baseadas em teoria da informação ou comparação de histogramas apresentam melhores resultados em alinhamentos intermodais (VIOLA E WELLS, 2004). A informação mútua é a principal técnica utilizada para esse fim, pois busca apontar o quanto duas variáveis aleatórias, as imagens avaliadas, dependem uma da outra. Essa dependência é determinada pelas entropias conjunta e condicional das imagens, dada por:

$$I(X; Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) = H(X, Y) - H(X|Y) - H(Y|X) \quad (2.2)$$

onde,  $I(X; Y)$  é a informação mútua,  $X$  e  $Y$  são as imagens analisadas. A entropia  $H(X)$  da imagem  $X$  indica sua aleatoriedade. A entropia condicional  $H(X|Y)$  indica o quanto  $Y$  não possui informações sobre o elemento  $X$ , ou a incerteza restante em  $X$  baseado em informações de  $Y$ . Dessa maneira,  $H(X, Y)$  significa a quantidade de incerteza conjunta em ambas as imagens analisadas. Esse processo remove as incertezas parciais  $H(X|Y)$  e  $H(Y|X)$  e resulta no valor de informação mútua, que representa a sobreposição das imagens. A Figura 2.8 mostra a relação de entropias e informação mútua através da representação de conjuntos.

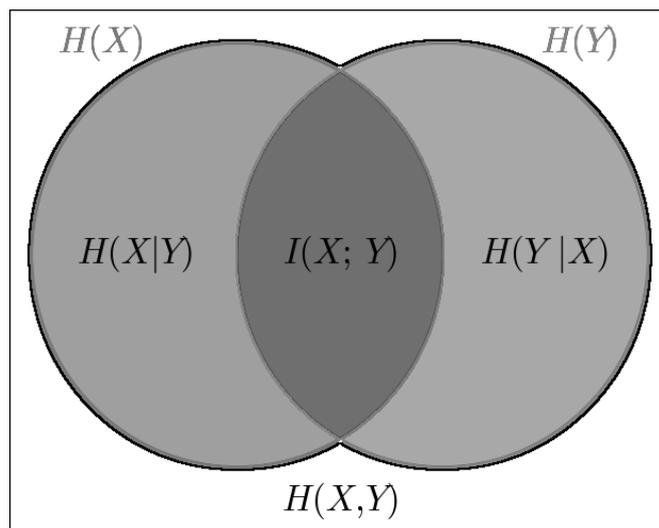


Figura 2.8: Representação da relação entre informação mútua e entropia.

As medidas de entropia condicional e entropia conjunta, utilizadas para o cálculo da informação mútua, são determinadas a partir de uma matriz de coocorrência (\*PAL E PAL, 1989, *apud* MOKJI E ABU BAKAR, 2007). A matriz em análise tem seu tamanho definido em função dos níveis de cinza das imagens. O valor armazenado em uma posição  $( I , J )$  dessa matriz indica a quantidade de vezes que um pixel da primeira imagem, com intensidade  $I$ , está na mesma posição que um pixel da segunda imagem, com intensidade  $J$ .

### 2.3.1.2 – Técnica de Otimização

Nas tarefas de alinhamento de imagem, a busca exaustiva torna-se impraticável, visto que, sem um processo ou heurística, os possíveis conjuntos de transformações são ilimitados. Por isso, há a necessidade de utilizar um processo de otimização, que vise determinar um grupo de opções para a resolução do problema, baseado na convergência dos resultados parciais obtidos. Isso permite que a quantidade de transformações a serem aplicadas em uma imagem original, até atingir a similaridade máxima, seja limitada.

Para aplicar a técnica ao alinhamento de imagens é necessário determinar uma função a ser maximizada. A cada iteração do processo de alinhamento, uma transformação é aplicada à imagem original, que é, então, comparada à imagem alvo gerando um valor de similaridade. Visto que ocorrem alterações apenas no grupo de

---

\* Pal, N. R.; Pal, S. K Entropy Thresholding. IEEE Transactions on Signal Processing, V. 16, p. 97-108, 1989.

transformações aplicadas à imagem original, seus parâmetros podem ser considerados como parâmetros da função de similaridade. Dessa maneira pode-se representar a função que descreve a similaridade entre imagens em função dos parâmetros alterados nas iterações do algoritmo de alinhamento.

O algoritmo mais utilizado no alinhamento de imagens cardíacas é o método de Nelder e Mead (1965), também conhecido como *downhill simplex*. Essa técnica garante a aproximação de um mínimo local a partir dos parâmetros iniciais, ou seja, determinar o resultado de uma função com muitos parâmetros (ver Figura 2.9). A velocidade de convergência da técnica depende do grau de declive da função. Quando há uma inclinação mais acentuada conclui o processo em uma quantidade menor de passos. A principal vantagem dessa técnica é o fato de não ser necessário calcular a derivada da função que deseja-se minimizar, sendo computacionalmente mais eficiente que outras técnicas (YU, 1979).

O processamento do algoritmo *downhill simplex* inicia com a definição de um *simplex*, um polígono de  $N+1$  vértices, que representam possíveis mínimos para a função. O termo  $N$  representa o número de variáveis independentes. Cada vértice do *simplex* é representado por um conjunto de parâmetros. Em cada iteração do algoritmo é aplicada uma ou mais operações, dentre as quatro possíveis, em um dos vértices do *simplex*. Essas operações são reflexão, contração, expansão e contração múltipla, mostradas em um *simplex* de três vértices (ver Figura 2.10).

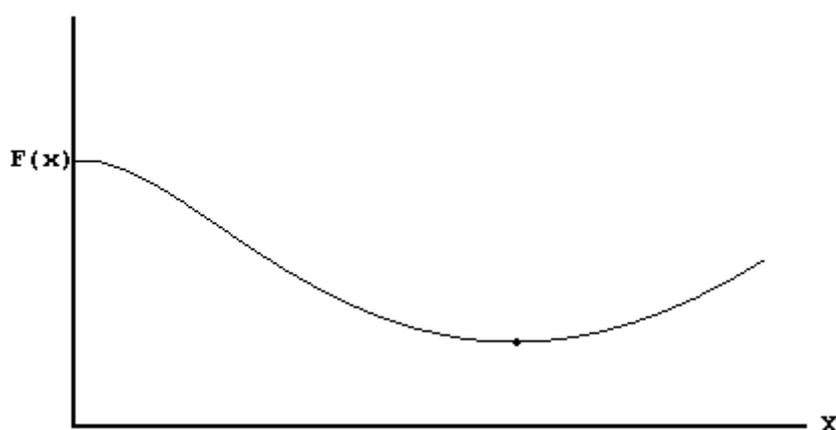


Figura 2.9: No gráfico,  $F(x)$  representa uma função de similaridade. O resultado desejado encontra-se no ponto mínimo dessa curva.

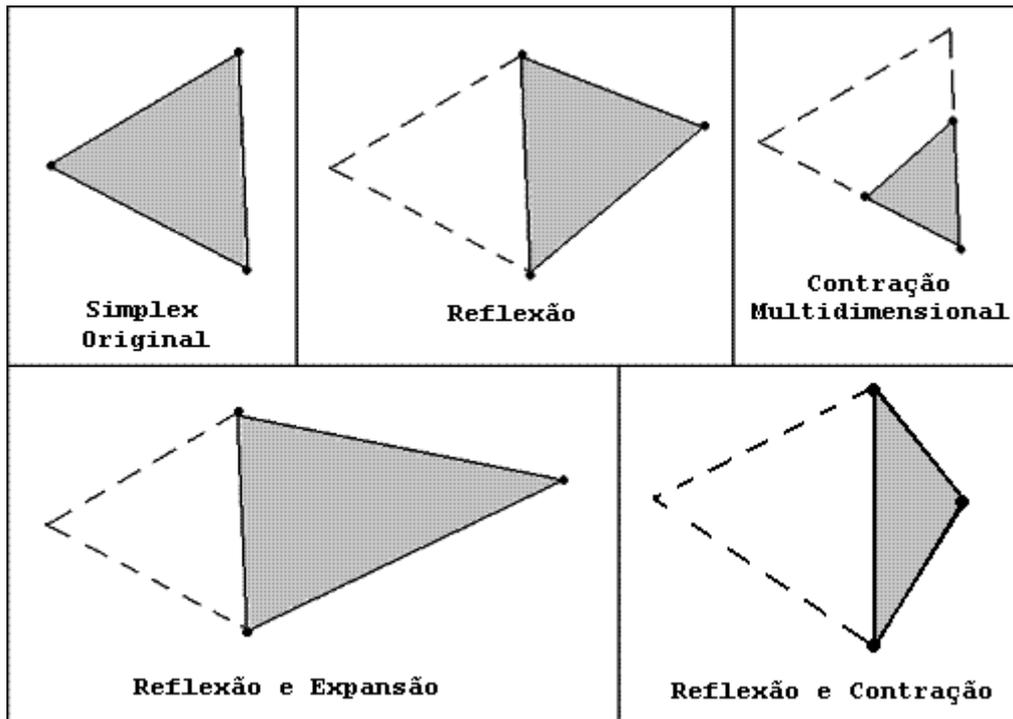


Figura 2.10: Simplex com três vértices e as operações que podem ser aplicadas aos vértices em cada iteração do algoritmo Nelder-Mead.

Fonte: DDWIKI (2010).

Para minimizar uma função denominada  $F$ , com os vértices do *simplex* ordenados em ordem crescente, primeiro aplica-se a operação de reflexão no vértice central, definido por  $V_r$  do *simplex*. Caso  $F(V_r)$  esteja entre o mínimo ( $F(V_1)$ ) e o máximo ( $F(V_n)$ ),  $V_r$  substituirá o vértice  $V_n$ , pois o valor atual de  $V_r$  é o pior resultado. Caso  $F(V_r)$  seja menor que  $F(V_1)$  é gerado um novo vértice por expansão ( $V_e$ ), de modo a aumentar o grau de convergência, que irá substituir  $V_n$  se  $F(V_e)$  for menor que  $F(V_r)$ . Analogamente, se  $F(V_r)$  for maior que  $F(V_n)$ , é aplicada uma operação de compressão gerando um vértice  $V_c$ , que é comparado com  $V_r$  para determinar se um deles deve substituir  $V_n$ . Quando for atingido um  $V_c$ , que não produza resultados melhores que  $V_n$ , todos os vértices são comprimidos na direção do vértice com melhor resultado. O algoritmo finaliza quando a diferença entre o resultado atual e da iteração anterior alcança o grau de precisão determinado ou número de iterações limite é atingido (HIWA, HIROYASU E MIKI, 2006). A Figura 2.11 apresenta os 5 primeiros passos do algoritmo Nelder-Mead em um *simplex* de 2 dimensões para a função da Figura 2.9.

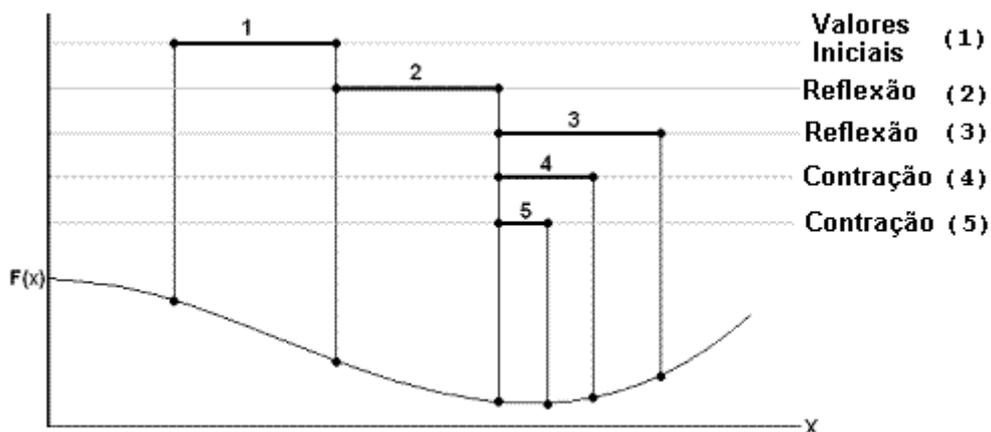


Figura 2.11: Cinco primeiros passos do algoritmo Nelder-Mead em um *simplex* com dois vértices.

Fonte: DDWIKI (2010).

### 2.3.2 – Segmentação

Os princípios dessa técnica surgiram no início do século 20, com pesquisas de psicólogos alemães mostrando a capacidade da visão humana de agrupar objetos. O processo computacional para segmentação consiste em subdividir uma imagem em seus objetos, ou regiões constituintes, baseando-se nos níveis de cinza de suas estruturas (GONZALES E WOODS, 2008). Para que uma imagem seja considerada segmentada ela deve seguir certos critérios:

- Todo *pixel* deve pertencer a uma região;
- Os elementos de uma região devem seguir alguma regra de conectividade (4 ou 8-conexo);
- Diferentes regiões não possuem elementos em comum;
- Cada região possui um conjunto de regras que devem ser atendidas pelos *pixels* nelas contidos;
- Regiões adjacentes não possuem o mesmo conjunto de regras.

Uma das técnicas mais aplicadas na segmentação é a limiarização (*threshold*) (GONZALES E WOODS, 2008), ou binarização de imagem, que converte os níveis de cinza em dois valores a partir de um limiar. Essa técnica é muito aplicada na segmentação de imagens devido à sua facilidade de implementação e simplicidade computacional. Para tanto, utiliza um valor de limiar que divide os objetos (*foreground*) do fundo (*background*) da imagem. Pode-se descrever a imagem segmentada  $g(x,y)$  a partir da equação:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x, y) > T \\ 0 & \text{se } f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.3)$$

onde  $f(x, y)$  é a imagem original e  $T$  o valor de limiar.

O processo de limiarização mais simples é chamado de limiarização global, e consiste em utilizar um valor fixo de limiar a ser aplicado em todas as regiões da imagem. Em outros casos pode-se utilizar valores variáveis de limiar para a segmentação da imagem. Esse modelo é conhecido como limiarização local. Nesse método a imagem é dividida em janelas e um valor de limiar é calculado para cada região.

O fator crítico para uma boa segmentação utilizando esses processos é a seleção do valor de limiar. Para determinar esse valor utiliza-se o histograma de níveis de cinza da imagem. Quando esse histograma apresenta grupos bem distintos é possível determinar o valor ideal, baseado nas regiões de vale do mesmo. Na Figura 2.12 é possível verificar uma imagem com ruído gaussiano e o resultado após segmentação por limiarização global. A Figura 2.13 apresenta o histograma da imagem da Figura 2.12(a), onde utilizando um valor na região de vale do histograma é possível separar as duas classes existentes na imagem.

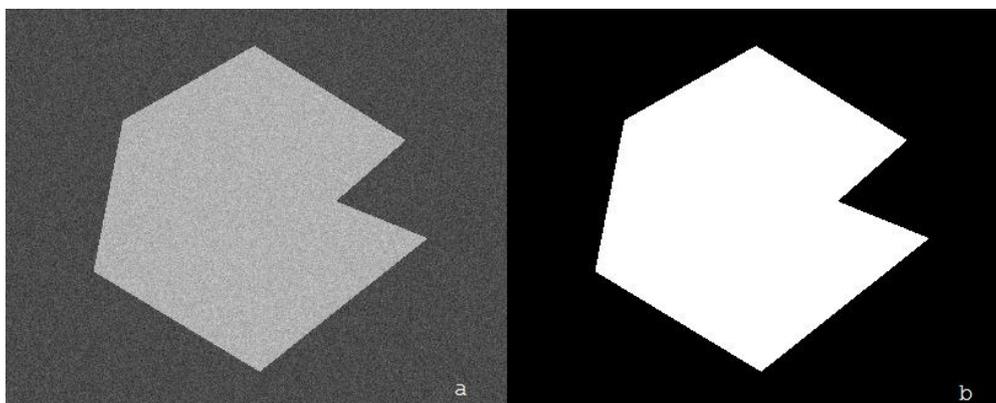


Figura 2.12: Imagem limiarizada com técnica global. (A) Imagem de um polígono corrompida por ruído gaussiano. (B) Resultado da segmentação com valor de limiar de 128.

Fonte: GONZALES E WOODS (2008).

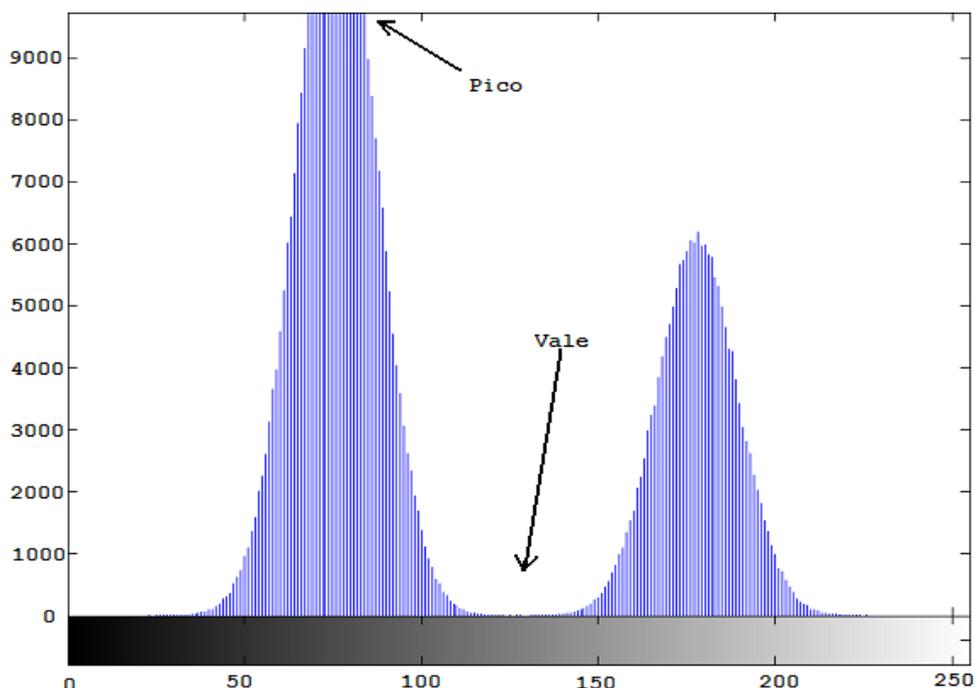


Figura 2.13: Histograma de níveis de cinza da imagem da Figura 2.11. relativo à Figura 2.12 A.

Além da análise do histograma de forma manual, existem técnicas que determinam o valor do limiar de forma automática. Um dos métodos mais conhecidos para esse fim é o de Otsu (1979). Esse método busca maximizar a variância entre classes através de um processo iterativo

Além da técnica de Otsu, existem outros algoritmos com o mesmo princípio, mas que utilizam medidas diferentes para determinar a separabilidade das classes. Um desses é o método de Sahoo *et al.* (1988), que utiliza a medida de entropia. Há também a técnica de Li e Tam (1998), que busca a mínima entropia em cada classe.

Para imagens de medicina nuclear a técnica de Otsu é a mais aplicada, conforme mostram os trabalhos de Murase *et al.* (2004), Hou *et al.* (2009), Yuan *et al.* (2006) e Qureshi e Husein (2004).

A escolha de qual técnica de limiarização, global ou variável, é aplicada para segmentar uma imagem depende de fatores como qualidade da imagem, tamanho das estruturas e similaridade dos objetos com o fundo. De modo geral, não é necessário utilizar um método local quando os objetos são facilmente separáveis, entretanto uma imagem ruidosa pode afetar a relação dos grupos de tal maneira que uma limiarização global não seja capaz de separá-los.

### 2.3.3 – Extração de características

As técnicas de extração de característica (*feature extraction*) utilizam dados da imagem para obter informações específicas, isolando certas características pertinentes à tarefa em questão. As informações que identificam os elementos da imagem são chamadas de descritores (NIXON E AGUADO, 2008). Gonzales e Woods (2008) descrevem diferentes elementos que podem ser utilizados para a construção de descritores, como por exemplo:

- Textura: determina o “material” de uma imagem ou área analisada através de técnicas estatísticas, estruturais e espectrais, como, por exemplo, a análise de matrizes de coocorrência, de padrões de elementos e da transformação de Fourier;
- Tamanho: verifica elementos como área, perímetro, centroidese orientação, que podem ser determinados através da análise de momentos da imagem;
- Forma: baseia-se em técnicas como detecção de bordas e formas, como, por exemplo, filtro de Sobel e transformada de Hough.

A utilização de descritores permite determinar pontos-chave únicos em uma imagem. A partir da combinação das técnicas de descrição de imagem é possível determinar *pixels* da imagem com maior quantidade de características únicas, tornando os pontos-chave mais confiáveis. Dessa maneira, é criado um vetor de características que armazena as informações mais importantes dos pontos da imagem analisada e sua relação espacial (NIXON E AGUADO, 2008). A Figura 2.14 apresenta um exemplo de imagem cardíaca marcada por pontos-chave.

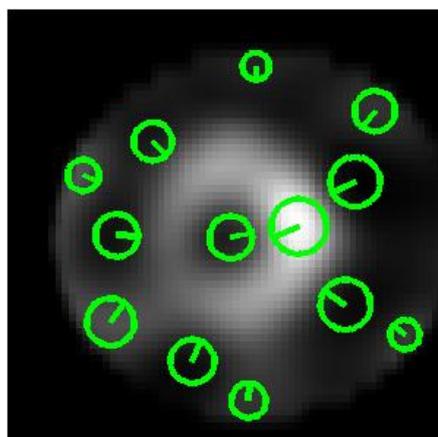


Figura 2.14: Imagem cardíaca no eixo curto com pontos-chave destacados.

Uma das técnicas mais utilizadas em processos de alinhamento de imagens para obter informações de característica da imagem é conhecida como *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT), desenvolvida por Lowe (1999). Esse método possibilita obter um conjunto de descritores, robustos à variação de iluminação, ruído, escala e rotação. A detecção de pontos-chave com o método SIFT é feita em 4 etapas:

- Detecção de extremos;
- Seleção de pontos-chave;
- Determinação de orientação;
- Geração dos descritores;

A etapa de detecção de extremos da imagem utiliza a operação de diferença de gaussianas, aplicando diferentes níveis de borrimento na mesma imagem para obter pontos de máximos ou mínimos locais, de acordo com a equação (2.4):

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k_i \sigma) - L(x, y, k_j \sigma) \quad (2.4)$$

onde  $D(x, y, \sigma)$  representa a imagem resultante e  $L(x, y, k\sigma)$  representa a convolução da imagem original,  $I(x, y)$ , com um borrimento gaussiano  $G(x, y, k\sigma)$  de escala  $k\sigma$ :

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, k\sigma) * I(x, y) \quad (2.5)$$

Esses diferentes níveis, ou escalas, garante que o processo seja invariável à escala. Para isso, é necessário realizar a convolução até um nível  $2\sigma$ . O intervalo entre a imagem original, nível  $0$ , e o nível  $2\sigma$  é denominado oitava. Esse processo é repetido para um número determinado de oitavas, utilizando uma amostragem da imagem de nível  $2\sigma$  para metade de sua dimensão como nova imagem de nível  $0$ . O processo de oitavas é mostrado na Figura 2.15.

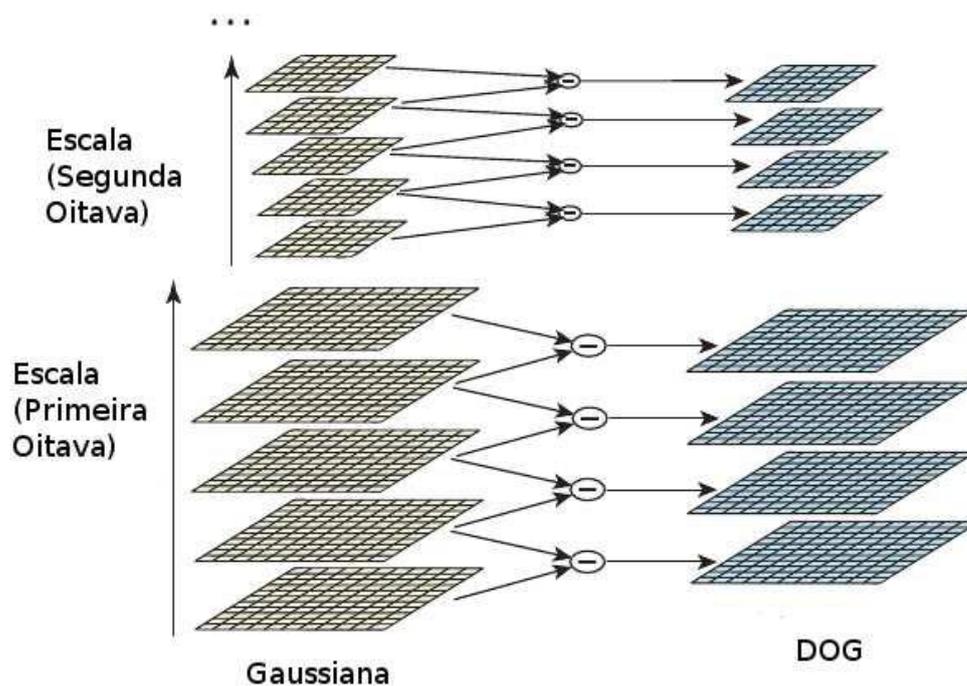


Figura 2.15: Exemplificação do processo de oitavas.  
 Fonte: RODRIGUES (2009).

Em seguida, calculam-se os extremos através de interpolações dos pontos-chave determinados pela diferença de gaussianas. Essa operação permite acomodar os pontos-chave em posições e escalas ideais. Cada ponto é comparado com seus 8 vizinhos na imagem atual e seus 9 vizinhos no nível superior e 9 vizinhos no nível inferior. Para essa verificação é utilizada uma expansão de Taylor da diferença de gaussianas,  $D$ , baseada no ponto-chave original, como dado por:

$$D(P) = D + \frac{\partial D^T}{\partial P} P + \frac{1}{2} P^T \frac{\partial^2 D}{\partial P^2} P \quad (2.6)$$

onde  $P = (x, y, \sigma)$  representa o ponto-chave deslocado. A posição do extremo,  $\hat{P}$ , é determinada obtendo a derivada dessa função em relação a  $P$  e comparando-a a zero. Se o deslocamento  $\hat{P}$  for maior que 0,5 em qualquer dimensão, existe uma indicação de que o extremo encontra-se mais próximo de outro ponto-chave. Caso esse outro ponto-chave exista, ele é analisado de acordo com o extremo, senão o deslocamento é adicionado ao ponto-chave original (LOWE, 1999).

A etapa de localização dos pontos-chave é realizada removendo os pontos de extremo com baixa informação. Inicialmente são eliminados pontos-chave com baixo

contraste. O critério de exclusão é atingir resultados inferiores a 0,03 em uma expansão de Taylor de 2ª ordem de diferença de gaussianas  $D(P)$  no ponto deslocado  $\hat{P}$ . Além disso, também são eliminados pontos pertencentes à bordas que não estejam em posições ideais, aumentando a resistência a ruídos na imagem dos pontos-chave mantidos ao final do processo. Isso pode ser determinado avaliando a curvatura da borda através dos autovalores da matriz Hessiana:

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Os autovalores de  $H$  são proporcionais à curvatura de  $D$ . Quando a razão  $R$  dada por:

$$R = \frac{\text{Diagonal}(H)^2}{\text{Determinante}(H)} \quad (2.8)$$

é superior a uma constante  $r = 1,21$  o ponto-chave possui uma localização ruim na borda e é descartado. Essa constante é dada pela relação:

$$r = \frac{(r_n+1)^2}{r_n} \quad (2.9)$$

e  $r_n = 10$  para a técnica SIFT.

Ao final da etapa de remoção de pontos-chave com baixa singularidade, uma análise sobre os pontos vizinhos de cada ponto-chave permite atribuir valores de orientação a cada ponto-chave. Isso permite que a técnica seja invariante em relação à rotação, pois a relação local dos pontos é mantida. Para tanto, é calculado um valor de magnitude:

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (2.10)$$

onde  $L(x, y)$  corresponde à imagem no ponto  $(x, y)$  com um borramento gaussiano de escala  $\sigma$ . A orientação atribuída ao ponto é dada por:

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{(L(x, y+1) - L(x, y-1))}{(L(x+1, y) - L(x-1, y))} \right) \quad (2.11)$$

Os valores de magnitude e orientação são calculados para uma janela 6x6 pixels em torno do ponto-chave. Em seguida, um histograma de 36 níveis, representando 10° cada, é criado para os valores de orientação. As amostras da janela são adicionadas ao histograma de orientação com um peso dado por sua magnitude. A orientação dominante é dada pelo pico de valor nesse histograma. Após o cálculo do histograma de orientação, o valor de pico e os picos locais, com valores dentro de uma margem de até 20% do pico global, são atribuídos ao ponto chave. Quando múltiplas orientações são atribuídas, são gerados pontos-chave para cada orientação adicional (LOWE, 1999).

Para a geração dos vetores de descritores, são gerados histogramas de orientação de janelas em uma vizinhança 16x16 pixels em torno dos pontos-chave, em diferentes subníveis de janelamento 4x4 pixels. Para cada janela são computados valores de magnitude, de acordo com a Equação (2.10), e orientação, de acordo com a Equação (2.11). Além disso, aos valores de magnitude é aplicada uma função gaussiana com  $\sigma$  igual à metade da largura da janela. Cada janela 4x4 pixels é dividida em um histograma de 8 níveis, os quais compõe um vetor de 128 características diferentes (8 níveis em cada janela 4x4, 16 janelas 4x4 em cada vizinhança, como mostrado pela Figura 2.16). Esse vetor é, então, normalizado de modo a diminuir influências de variações na iluminação entre imagens (LOWE, 1999).

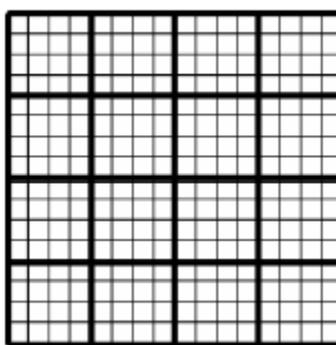


Figura 2.16: Vizinhança 16x16 dividida em janelas 4x4.

Fonte: MOREIRA (2008).

Para o casamento dos pontos-chave em duas imagens são utilizados os valores dos descritores e também a orientação de cada ponto-chave. Essas características determinam quais pontos entre duas imagens possuem maior afinidade e, portanto,

maiores chances de pertencerem à mesma região, no caso específico do alinhamento de imagens.

## 2.4 – Mapas Polares

A técnica de mapa polar foi desenvolvida originalmente na Universidade de Emory por Garcia *et al.* (1985). Essa técnica busca diminuir a complexidade de visualização das imagens tridimensionais produzidas pelo exame SPECT. Sua principal aplicação ocorre devido ao aumento na quantidade de imagens a serem analisadas, pois a técnica *Planar Imaging* continha apenas três imagens bidimensionais (FICARO E CORBETT, 2004). A representação dessas imagens, em um volume 3D, é realizada por uma única imagem bidimensional, que compreende a perfusão no ventrículo esquerdo, proporcionando um resultado semelhante à Figura 2.17.

Esse procedimento busca transformar cada imagem, ou corte, do exame em um Perfil Circunferencial (PC). Cada PC é mapeado em forma de anéis concêntricos de raio crescente, formando uma imagem bidimensional, chamada de mapa polar. No centro da imagem está representado o ápice do coração, enquanto os PCs mais externos representam a base do coração (FICARO E CORBETT, 2004). A Figura 2.18 mostra um exemplo de mapeamento dos PCs para a construção de um mapa polar.

Em cada PC é utilizada uma seleção de pontos de máxima captação em regiões, obtidas pelo ângulo de busca, a partir do centro do VE, de tamanho conhecido (DEPUEY, GARCIA E BERMAN, 2001). Esse tamanho de região varia de acordo com a técnica, sendo normalmente utilizado o ângulo de 6° na técnica original desenvolvida por Garcia *et al.* (1985) e 10° na técnica do centro Cedars-Sinai (DEPUEY, GARCIA E BERMAN, 2001). A quantidade de PCs utilizados, em geral, depende da qualidade da imagem analisada. Normalmente, a resolução do eixo curto indica a quantidade de cortes existentes, mas alguns desses podem ser descartados por estarem fora da área do VE.

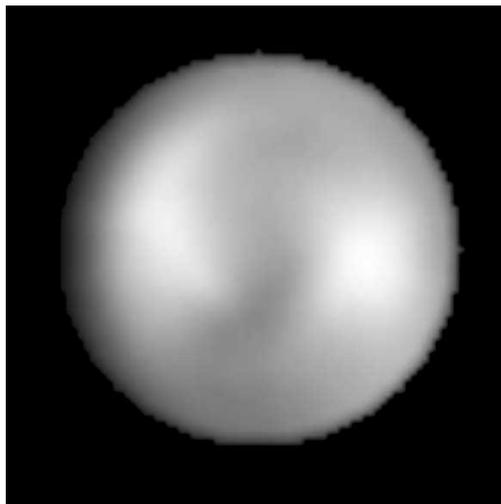


Figura 2.17: Mapa polar de paciente sadio em protocolo de estresse cardíaco.

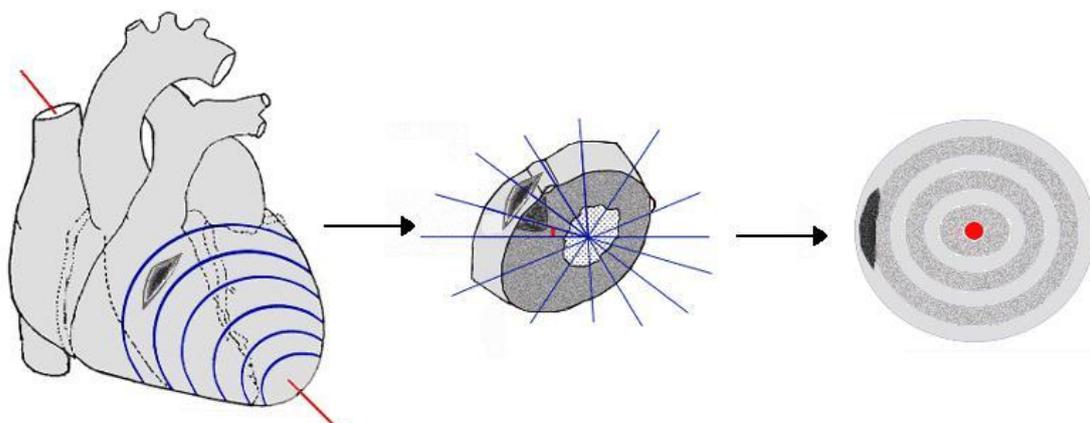


Figura 2.18: Representação do coração dividido em perfis circunferenciais para a criação do mapa polar.

Fonte: Adaptado de MANNTING *et al.* (2007).

A geração do mapa polar envolve abstrair o formato do coração em formas geométricas mais simples. Utiliza-se um cilindro para representar a base e o corpo do ventrículo esquerdo (VE) do paciente. Para o ápice do miocárdio utiliza-se uma amostragem cilíndrica, semiesférica ou radial (LIN *et al.*, 2006), que influenciará a formação do mapa polar. Na Figura 2.19 é apresentada as formas de abstração utilizadas para base e corpo do miocárdio (a), ápice do miocárdio (b) e os mapas polares resultantes (c).

Segundo Lin *et al.* (2006), os mapas polares gerados utilizando diferentes formas de abstração não são comparáveis. Por isso, os métodos utilizam uma convenção para a orientação do mapa polar, onde o miocárdio é representado de baixo para cima, começando pelo ápice e com as paredes: anterior do VE na seção superior e septal à

direita. Na Figura 2.20 é apresentada a relação das áreas do coração representado em um modelo de 17 segmentos de mapa polar. Nesse mapa, os segmentos estão relacionados com as artérias coronárias responsáveis pela perfusão em cada região.

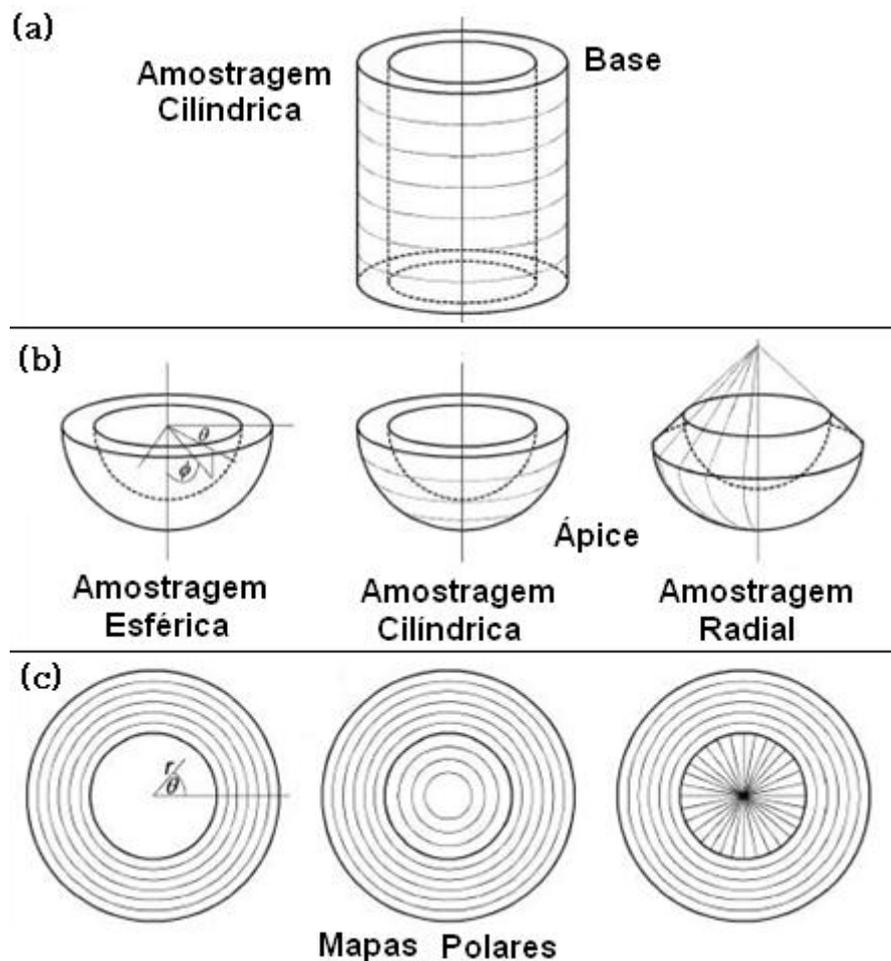


Figura 2.19: Abstração das formas do miocárdio para construção do mapa polar. (a) Amostragem utilizada para o corpo e a base do miocárdio. (b) Amostragens possíveis para o ápice do miocárdio. (c) Mapas polares resultantes das amostragens em (b).

Fonte: Adaptado de LIN *et al.* (2006).

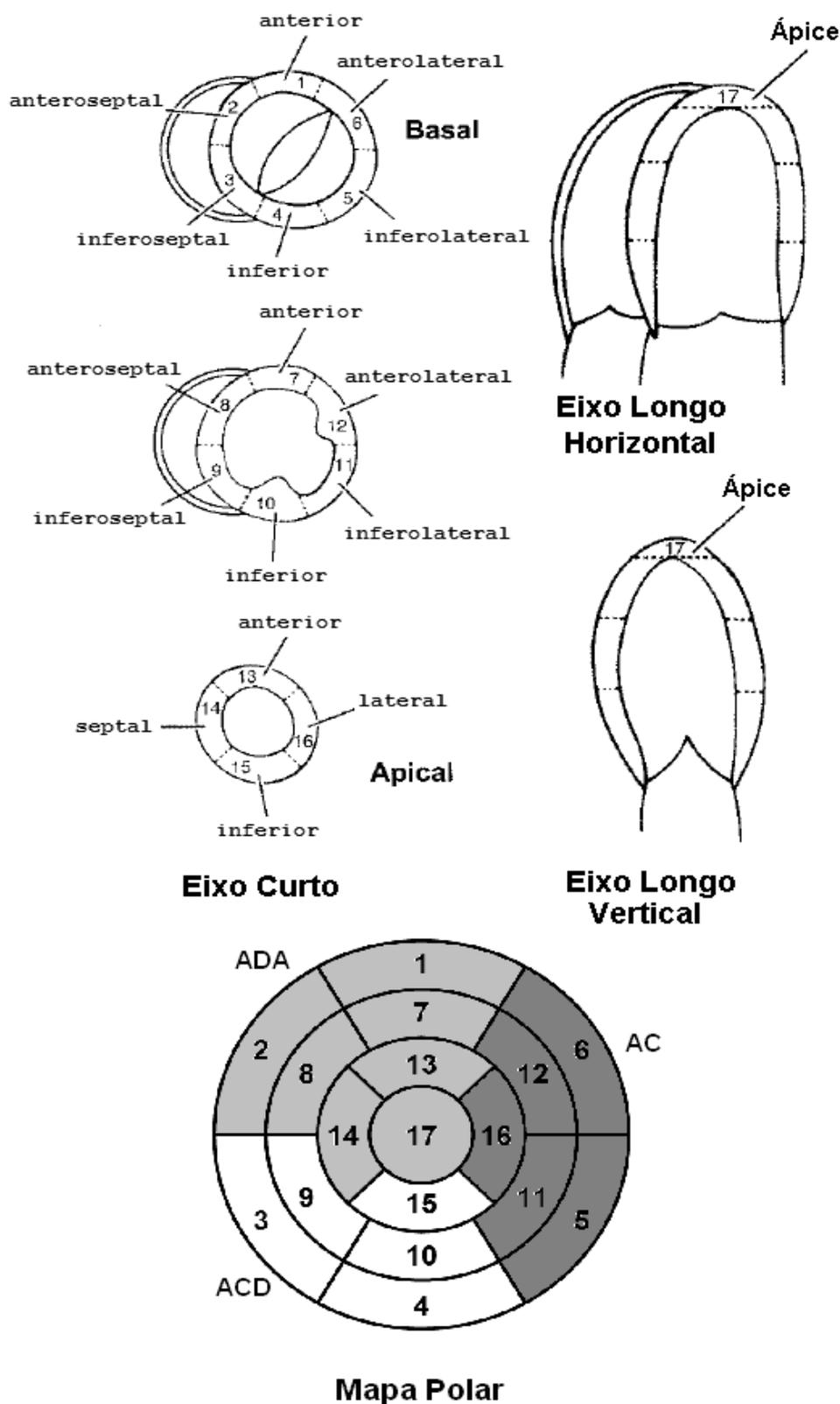


Figura 2.20: Relação entre as regiões miocárdicas e os segmentos do mapa polar.  
 Fonte: Adaptado de PMOD (2010).

Além da técnica de subdivisão do mapa polar em 17 segmentos existem outros métodos, sendo os mais conhecidos com 20, 21 ou 22 segmentos. Entretanto, de acordo

com a Associação Americana do Coração (*American Heart Association - AHA*) (HEART, 2011), o modelo de 17 segmentos é o mais preciso de acordo com as regiões miocárdicas. Com isso, nesse trabalho foi aplicado para quantificação de mapas polares (CERQUEIRA *et al.*, 2002).

Essa técnica torna possível determinar áreas do coração atingidas por infarto ou isquemia, associando as regiões do mapa com os vasos que irrigam o VE. As Figuras 2.21(a), Fig. 2.21(b) e Fig. 2.21(c), exemplificam a relação das regiões da estrutura analisada. Pode-se observar nas Figuras 2.21(d), Fig. 2.21(e) e Fig. 2.21(f), que algumas regiões do mapa polar não são um indicador suficiente para determinar qual artéria possui danos. Nesse caso, pode-se realizar um exame invasivo, em geral uma angiografia, nos vasos a serem analisados em busca de possíveis danos.

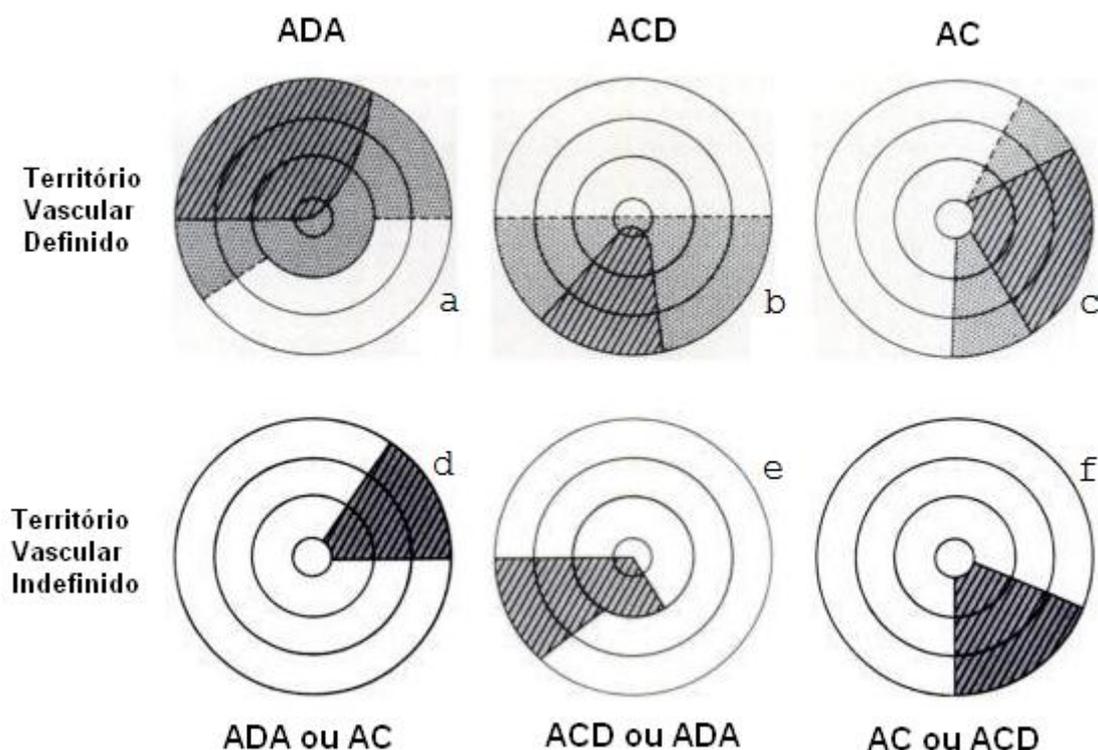


Figura 2.21: Relação da área com defeito no mapa polar e a artéria coronária responsável pela perfusão nessa área. Seções mais escuras indicam infarto e seções sombreadas indicam isquemia. (A) Dano na artéria descendente anterior. (B) Dano na artéria coronária direita. (C) Dano na artéria circunflexa. (D) Dano na artéria descendente anterior e/ou circunflexa. (E) Dano na artéria coronária direita e/ou descendente anterior. (F) Dano na artéria circunflexa e/ou coronária direita.

Fonte: Adaptado de DEPUEY, GARCIA E BERMAN (2001).

Além da utilização do mapa polar para simplificar a visualização de exames cardíacos em protocolo de estresse, o mesmo também é aplicado para visualização de outros protocolos, como por exemplo, o estado de repouso ou o processamento computacional dos mapas (DEPUEY, GARCIA E BERMAN, 2001) (KLEIN *et al.*, 1990). Dentre os métodos de processamento utilizados para o mapa temos:

- Mapa de *Blackout* (ou extensão do defeito): os pontos no mapa de estresse com desempenho inferior a um determinado limiar são marcados com a cor preta;
- Mapa de reversibilidade: área marcada como defeito no mapa de extensão, mas que esteja acima do limiar no mapa de repouso, é determinada como área com possibilidade de reversão;
- Mapa de *Whiteout*: marcam-se no mapa de *blackout*, com a cor branca, as áreas que podem ser recuperadas, evidenciando-se a região remanescente em preto, que não será recuperada com tratamento.

---

# CAPÍTULO 3

## Materiais e Métodos

---

### 3.1 – Introdução

Esse capítulo descreve as etapas da técnica de alinhamento a partir de uma imagem SPECT miocárdica, bem como os algoritmos desenvolvidos para a construção do mapa polar. Também são descritos os procedimentos empregados para realizar a validação dos algoritmos propostos.

No contexto do processamento digital de imagens, os algoritmos de alinhamento são considerados o pré-processamento das imagens, enquanto o algoritmo de geração de mapa polar é a etapa de processamento principal do software. A Figura 3.1 apresenta um fluxograma com as etapas principais da execução do software. Os algoritmos computacionais desenvolvidos para alinhamento e geração de mapa polar são descritos em maior detalhe no decorrer do capítulo.



Figura 3.1 – Fluxograma geral da execução do software.

Os algoritmos foram implementados em ambiente MatLab 7.6.0, no sistema operacional Windows Vista Home Premium. O hardware utilizado foi um notebook HP Pavilion DV5, processador AMD Turion X2 (2.10 GHz) com memória de 3 GB.

## 3.2 – Banco de Imagens

### 3.2.1 - Casos

As imagens utilizadas neste projeto foram cedidas pelo Hospital das Clínicas, da Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto, da Universidade de São Paulo (HCFMRP/USP), com dados anônimos dos pacientes. Anterior ao processo de aquisição das imagens, testes de uniformidade de campo e de centro de rotação foram realizados para calibração da câmara de cintilografia.

As imagens dos pacientes foram obtidas por uma câmara de cintilação digital *Sopha Medical Vision*, de duplo detector, equipada com colimador paralelo de baixa energia. A janela de energia utilizada foi de 20% centrada em 70 keV. Os planos tomográficos foram obtidos em órbita circular, cobrindo 180°, sendo 32 projeções (16 por detector) com 60 segundos de duração por projeção. As imagens foram reconstruídas pelo software proprietário associado ao equipamento de aquisição.

Após a etapa de reconstrução, as imagens foram filtradas pelo especialista, no equipamento de aquisição, por meio de um filtro *Butterworth* para realce, com os parâmetros ordem = 5 e frequência de corte = 0,25 cy/mm. Os cortes tomográficos em planos ortogonais clássicos foram gerados pelo software proprietário, mediante posicionamento realizado por um especialista. As imagens foram armazenadas em arquivos no padrão DICOM.

O protocolo de aquisição empregado no paciente segue as informações descritas no item 2.2.1, do capítulo 2, onde um medicamento radiotraçador foi aplicado durante exercício físico para aquisição da imagem em estresse do paciente.

As imagens cedidas pelo HCFMRP-USP compõe um banco de casos obtido de 31 pacientes, sendo divididos em 4 classes:

- 12 casos de pacientes do sexo feminino com lesão cardíaca;
- 6 casos de pacientes do sexo feminino sem lesão cardíaca;
- 10 casos de pacientes do sexo masculino com lesão cardíaca;
- 3 casos de pacientes do sexo masculino sem lesão cardíaca.

Para cada caso existem aproximadamente 60 imagens de dimensões 64x64 pixels. Durante a primeira etapa de alinhamento, essas imagens foram analisadas como um volume. Na etapa de alinhamento do eixo curto, algumas fatias do volume foram analisadas separadamente em cada caso.

Além desse banco de dados, foram selecionados e analisados outros três casos com defeitos cardíacos extensos, utilizados pelos especialistas do HCFMRP-USP, como padrões para fins didáticos em disciplinas do curso de medicina.

### **3.2.2 – Imagem modelo aplicada em alinhamento**

Para aplicação da etapa de alinhamento, utilizou-se a imagem modelo proposta por Pádua *et al.* (2008). Essa imagem modelo é uma média da intensidade de brilho das estruturas do coração em estado normal, obtidas de voluntários sem defeito cardíaco, alinhadas de forma semi automática com o uso do software *vtkCISG* (HARTKENS *et al.*, 2002), com a supervisão de um especialista. A imagem modelo foi construído a partir de 20 imagens de pacientes com peso e altura aproximados, sendo 10 do sexo masculino e 10 do sexo feminino.

## **3.3 – Alinhamento**

### **3.3.1 – Algoritmo de registro de escala e translação**

Esta etapa transforma o exame sob análise de modo que suas dimensões e posicionamento sejam os mesmos da imagem modelo. Esse processo tem como objetivo padronizar a imagem analisada de modo a obter medidas empregadas nas etapas de registro e criação do mapa polar.

A primeira destas medidas é a centralização da cavidade do Ventrículo Esquerdo (VE). Para que qualquer rotação sobre um eixo seja aplicada corretamente é necessário, *a priori*, que a posição do eixo seja conhecida. Outra medida que pode influenciar a criação do mapa polar é o tamanho do miocárdio, parâmetro que varia de acordo com o peso, tamanho e sexo do paciente. Nesse caso, a técnica de alinhamento busca aproximar o exame analisado do valor médio representado pela imagem modelo.

O primeiro passo do algoritmo de registro de escala e translação é aplicar uma transformação inicial à imagem original. Essa transformação é composta por um conjunto de parâmetros, onde utilizou-se o valor 0 para translações e o valor 1 para escalas, em todos os eixos.

Após esses ajustes iniciais, calculou-se a medida de similaridade, dada pela informação mútua  $I(X;Y)$  de acordo com a Equação (3.1), entre a imagem analisada e a modelo.

$$I(X;Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y) = H(X,Y) - H(X|Y) - H(Y|X) \quad (3.1)$$

Caso o valor de similaridade não seja satisfatório, ou seja, não tenha sido atingida uma semelhança de 95%, o algoritmo aplica o método de otimização na imagem analisada. Como técnica de otimização foi aplicado o método de Nelder-Mead (1965). O procedimento de otimização é realizado até que ocorra a margem de aceitação ou até 600 iterações.

As etapas do algoritmo de registro de escala e translação estão ilustradas no fluxograma da Figura 3.2.

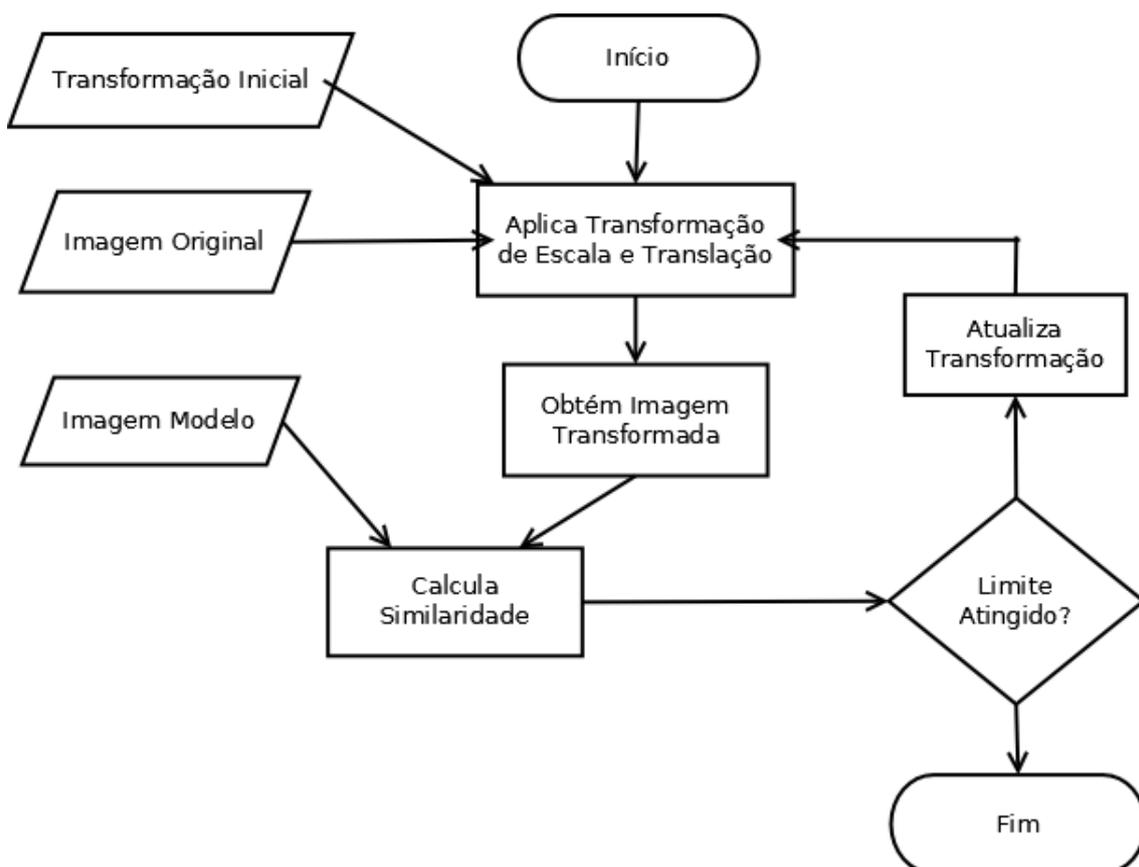


Figura 3.2: Fluxograma que representa o algoritmo de alinhamento de escala e translação baseado em informação mútua.

### 3.3.2 – Algoritmo de registro dos eixos longos

Após a aplicação do algoritmo de registro de escala e translação, deve-se aplicar o ajuste das orientações da imagem analisada. Visto que a imagem analisada foi ajustada ao tamanho e posicionamento, é necessário apenas corrigir sua orientação através de transformações de rotação. Esse processo utiliza uma técnica semelhante à descrita na seção 3.3.1, entretanto, as transformações aplicadas à imagem analisada foram diferentes.

Durante a primeira etapa do algoritmo de registro dos eixos longos, aplicou-se uma transformação inicial, com rotação igual a 0 graus, à imagem analisada. Isso permite que o método de otimização determine o eixo e o sentido mais indicados a serem aplicados à imagem analisada. Em seguida, verificou-se o valor de similaridade entre a imagem transformada e a imagem modelo, com a aplicação da Equação (3.1). A partir desse valor, o método de otimização de Nelder-Mead (1965) determinou a próxima transformação a ser aplicada à imagem analisada. Esse procedimento ocorreu até obter o valor de similaridade de 95% ou após 600 iterações.

Os passos para execução do algoritmo de registro dos eixos longos são apresentados no fluxograma da Figura 3.3.

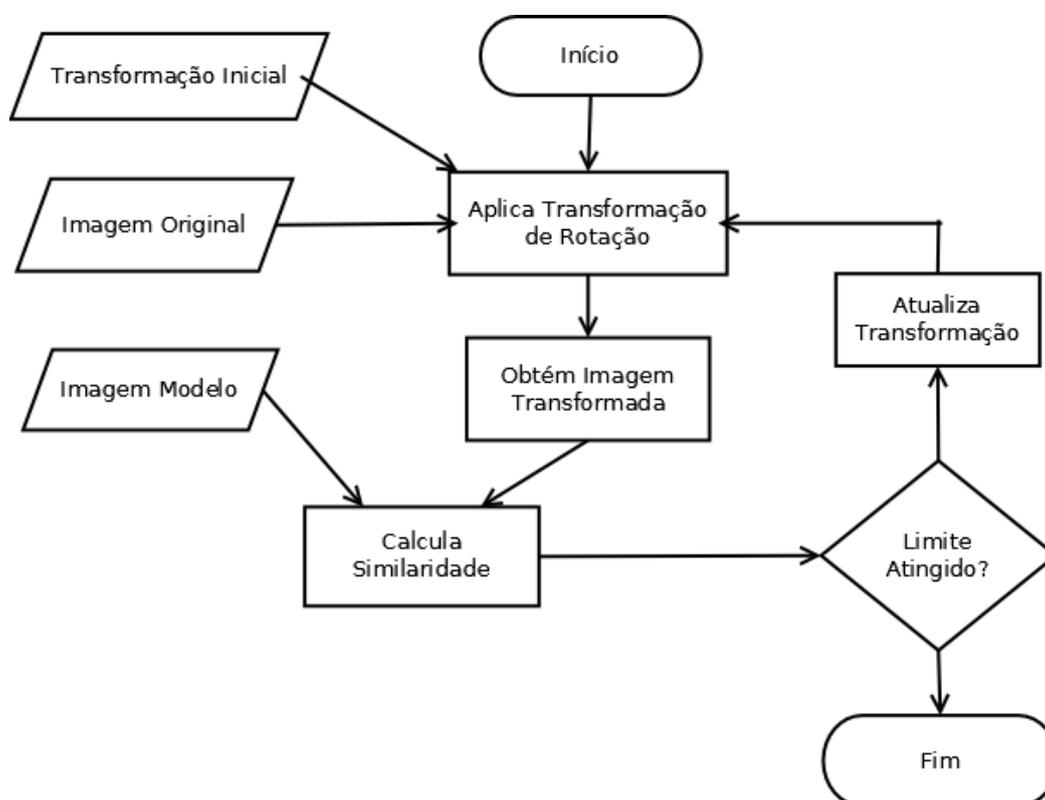


Figura 3.3: Fluxograma que representa o algoritmo de registro de rotação dos eixos longos.

### 3.3.3 – Algoritmo de registro do eixo curto

Com os ajustes realizados nas etapas anteriores, deve-se aplicar a correção de rotação para o eixo curto. O algoritmo de registro do eixo curto foi baseado no método de extração de características *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) (LOWE, 1999). Essa técnica busca proporcionar as melhores condições para o alinhamento quando há uma melhor distribuição de informação na imagem analisada. Para obter a posição da fatia com essa condição ideal, a imagem modelo foi analisada visualmente de modo a determinar a melhor distribuição de informação. Os parâmetros considerados nessa análise foram o tamanho da cavidade do VE e presença de outras estruturas, nesse caso o Ventrículo Direito (VD).

O algoritmo proposto deve selecionar 3 fatias da imagem analisada: a fatia com visualização ideal do eixo curto e suas fatias adjacentes. Essa fatia ocupa a mesma posição da determinada pela análise visual do modelo, devido à etapa anterior de alinhamento. Também foram selecionadas as fatias adjacentes pois há situações em que a fatia selecionada não apresenta as informações desejadas para comparação com a imagem modelo.

Com a obtenção das 3 fatias, as imagens foram redimensionadas por um fator de 2 vezes. Essa operação foi realizada para garantir que pontos de interesse fossem captados pelo método SIFT. Experimentos mostraram que se o tamanho original fosse mantido, o método poderia falhar na extração desses pontos.

Em seguida, a técnica SIFT foi aplicada às fatias selecionadas e à fatia do modelo. Esse procedimento permitiu determinar um vetor de pontos-chave em cada imagem, onde cada ponto possui uma lista de 128 descritores e informações sobre a orientação. Com o conjunto de dados da imagem analisada e do modelo, foi realizado um casamento entre os pontos-chave. Essa operação utiliza os valores dos descritores de cada ponto-chave para determinar os pontos com maior semelhança que indiquem a mesma posição.

Em geral, a técnica SIFT utiliza todos os pontos-chave disponíveis para a computação dos parâmetros de alinhamento. Entretanto, verificou-se que em imagens cardíacas, no eixo curto, existe a necessidade de um único ponto-chave no centro da cavidade do VE para determinar os parâmetros do alinhamento. A Figura 3.4-A apresenta uma fatia no eixo curto com o ponto-alvo destacado. A Figura 3.4-B apresenta a fatia da imagem modelo analisada para a etapa de alinhamento do eixo curto, com o ponto-alvo destacado.

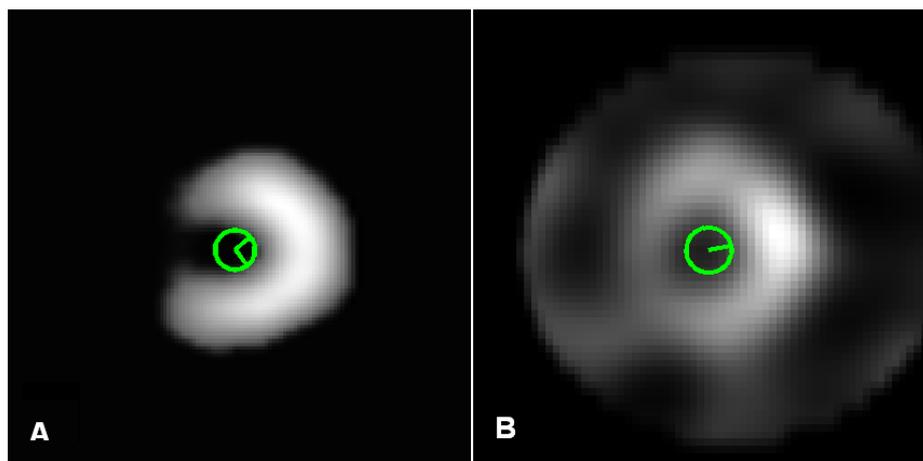


Figura 3.4: Fatias utilizadas no alinhamento do eixo curto. (A) Imagem analisada com pontos-alvo destacados. (B) Imagem modelo com ponto-alvo destacado.

A partir da informação de orientação do ponto-alvo, deve-se realizar a etapa de controle de rotação no eixo curto. Para isso, a orientação do ponto-alvo da imagem modelo foi utilizada como posição alvo do alinhamento e a orientação do ponto-alvo da imagem analisada como posicionamento atual da imagem. A partir da diferença desses 2 parâmetros determinou-se a transformação de rotação a ser aplicada para a correção da rotação no eixo curto. Então, com esse valor, a transformação foi aplicada à imagem do caso analisado.

Entretanto, existe a possibilidade do ponto-alvo não estar presente na fatia analisada. Caso não ocorra a seleção do ponto-alvo na fatia aplica-se o procedimento de casamento e detecção do ponto-alvo na fatia adjacente. A segunda fatia adjacente pode ser utilizada caso a análise anterior não determine o ponto-alvo. Mas se houver falha na seleção em ambas as fatias, o algoritmo considera que houve uma falha no alinhamento, do eixo curto, e informa ao usuário sobre a necessidade de ajustes manuais.

Com a obtenção dos pontos de interesse, o algoritmo deve analisar o ângulo total de inclinação do eixo curto. Esse valor deve ser comparado com o mesmo dado para o ponto-alvo. Essa comparação resulta na diferença entre o ângulo da imagem modelo e do caso analisado. Esse valor, então, foi aplicado para corrigir a rotação no eixo curto, possibilitando alinhar o eixo em questão ao modelo.

O processo do algoritmo de registro do eixo curto é mostrado em forma de fluxograma na Figura 3.5.

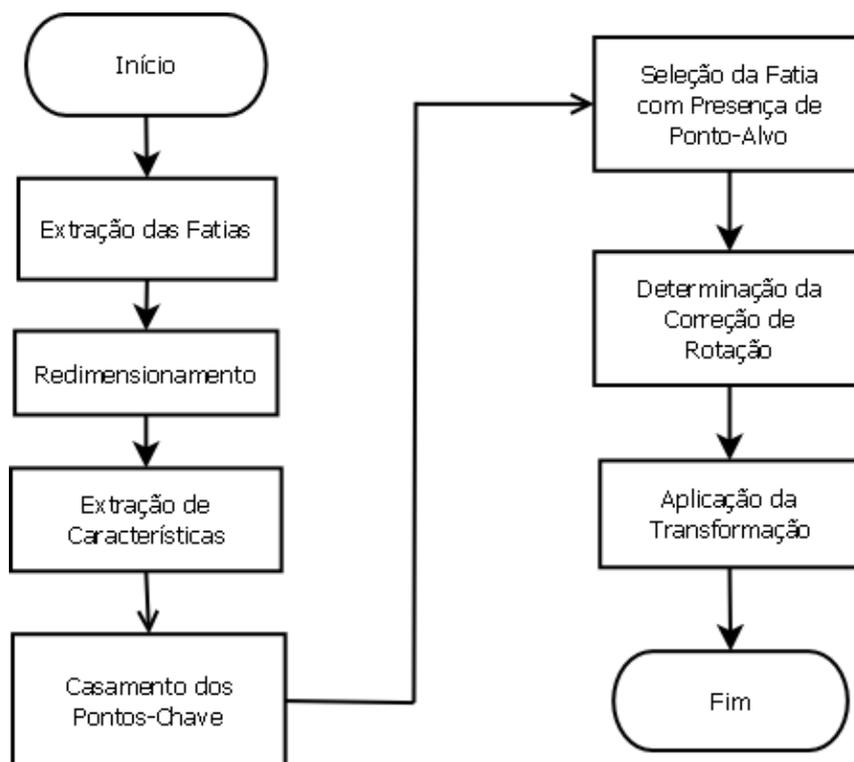


Figura 3.5: Fluxograma que representa o algoritmo de registro do eixo curto.

### 3.4 – Criação do Mapa Polar

A criação do mapa polar depende da abstração da forma do coração, a qual determina a forma como os pontos que compõe o mapa são selecionados para sua construção. A forma escolhida, neste projeto, utiliza um cilindro para representação do corpo do miocárdio e uma semiesfera para representação do ápice, devido à maior similaridade das formas com a estrutura analisada.

Para o algoritmo desenvolvido, primeiramente, foram selecionados os *pixels* de máxima intensidade no corpo do miocárdio que irão compor o mapa polar. Para isso, uma varredura baseada em coordenadas cilíndricas foi realizada na base e no corpo do miocárdio. Para cada fatia do volume correspondente a um perfil circunferencial (PC), o processo de varredura seleciona os *pixels* com maior intensidade de brilho em 360 setores, sempre aplicando a variação de 1 grau. Então, as coordenadas  $(x,y,z)$  do *pixel* com maior valor de nível de brilho, foram armazenadas para todos os setores de cada PC.

Para o ápice, uma varredura também foi realizada de maneira semelhante ao corpo do miocárdio. Porém, as fatias do volume não possuem relação direta com os PCs devido ao sistema de coordenadas esférico buscar pontos em fatias diferentes para um mesmo setor. Por isso, o ângulo de colatitude (ver Figura 3.6), do sistema esférico,

define a qual PC cada *pixel* pertence. Essa representação esférica é mais semelhante à região do ápice do coração, pois a espessura da parede do miocárdio, nessa região, não será igualmente distribuída a partir de um eixo, mas sim de um ponto central. Com isso, as coordenadas do *pixel* com maior intensidade de brilho devem ser armazenadas para cada setor da varredura.

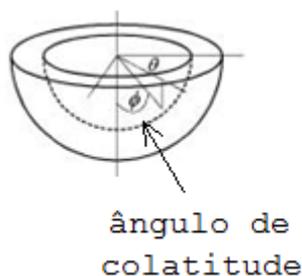


Figura 3.6: Representação da busca esférica, com o ângulo de colatitude destacado.

Após a seleção das coordenadas dos *pixels*, ou seja, a determinação dos pontos de controle para construção do mapa polar, deve-se realizar a conversão das coordenadas para a representação no mapa. Nessa etapa, a distribuição dos PCs no mapa deve ser feita de forma que as áreas mais distantes do ápice sejam representadas nas regiões periféricas do mapa. Para tanto, foi selecionada a coordenada indicadora da posição do PC, no mapa polar. A altura para coordenadas cilíndricas e o ângulo de colatitude para coordenadas esféricas. Em seguida, essa coordenada foi relacionada, para cada ponto, ao raio que esse ponto deve apresentar no mapa polar. Dessa maneira, as regiões da base do miocárdio, representadas com os maiores valores de altura, serão marcadas no mapa com os maiores raios e os pontos próximos ao ápice, que possuem ângulo de colatitude baixo, serão plotados com os menores raios.

Em seguida, após criar uma imagem planar com todos os pontos extraídos da imagem analisada, foi realizado um preenchimento na imagem. Nessa etapa, foi feita uma varredura em busca de pontos com intensidade de brilho 0 (zero), que possuem todos os vizinhos com intensidade maior que o valor 0. Esses pontos indicam as posições no mapa polar sem representação, que devem ser preenchidas com um valor de modo que não possam ser interpretadas como defeitos de atividade cardíaca. Então, o preenchimento ocorreu aplicando a função de interpolação dada pela Equação (3.2).

$$P(x, y) = \frac{P(x+1,y)+P(x-1,y)+P(x,y+1)+P(x,y-1)}{4} \quad (3.2)$$

onde  $P(x,y)$  indica o valor de brilho de um *pixel*.

Por ser uma imagem relativamente pequena, com 80 *pixels* de altura e largura, um filtro de média (GONZALES E WOODS, 2008) foi aplicado para borrar as regiões da imagem, proporcionando um efeito estético mais agradável.

Na Figura 3.7 é apresentado um fluxograma do algoritmo de construção do mapa polar desenvolvido.



Figura 3.7: Fluxograma do algoritmo de construção do mapa polar.

### 3.5 – Validação dos Algoritmos

Nessa seção são descritos os procedimentos realizados para a validação dos algoritmos propostos neste trabalho.

#### 3.5.1 – Algoritmos de alinhamento

Para a validação dos algoritmos de alinhamento foi realizada uma análise visual pelos especialistas, do HCFMRP-USP. Foram selecionados, aleatoriamente, 10 casos disponíveis no banco de dados. Para cada caso, 2 especialistas analisaram as imagens de fatias do volume dispostas lado a lado. Os casos avaliados continham as imagens com os 3 eixos de visualização, eixo curto e eixos longos. O protocolo disposto ao especialista foi uma análise visual da centralização dos eixos, da dimensão em relação à imagem modelo e do posicionamento correto das paredes do VE. Os especialistas deveriam classificar esses resultados como:

- Realiza alinhamento corretamente;
- Não realiza alinhamento corretamente.

Foram adotadas apenas essas duas classes no processo avaliativo, pois qualquer erro nessa etapa do alinhamento influencia diretamente a representação do mapa polar.

#### 3.5.2 – Algoritmo de criação de mapa polar

A análise qualitativa dos mapas polares, realizada por especialistas, do HCFMRP-USP, consiste em comparar visualmente os mapas gerados pela técnica desenvolvida e os gerados pelo software utilizado no HCFMRP-USP. Esse software é constituído pelos módulos de visualização de imagens e de construção de mapas polares, ambos disponíveis de maneira integrada à *workstation*. Os resultados obtidos com esse software são considerados o resultado correto para as técnicas de alinhamento e geração de mapas polares, e esse software foi denominado “padrão-ouro”.

Nessa etapa, a avaliação busca verificar:

- Semelhanças dos mapas polares;
- Regiões de divergência (brilho e posicionamento).

Além da análise qualitativa, uma comparação de intensidade de brilho nos mapas polares foi realizada através da utilização do padrão AHA 17 segmentos (CERQUEIRA *et al.*, 2002). Para todos os casos disponíveis no banco de dados, ambos

os mapas polares foram normalizados, em escala percentual, e quantificados por meio da média de intensidade de brilho de cada segmento. Esses valores foram comparados gerando os valores de erro em cada segmento analisado. Em seguida, uma análise quantitativa de similaridade entre os mapas polares foi aplicada por meio do coeficiente de correlação de Pearson, dado por:

$$corr = \frac{\sum_x \sum_y (A_{xy} - \bar{A})(F_{xy} - \bar{F})}{\sqrt{(\sum_x \sum_y (A_{xy} - \bar{A})^2)(\sum_x \sum_y (F_{xy} - \bar{F})^2)}} \quad (3.3)$$

onde  $A$  representa a imagem alvo,  $\bar{A}$  representa a média de intensidade da imagem alvo,  $F$  representa a imagem original e  $\bar{F}$  representa a média de intensidade da imagem original.

---

# CAPÍTULO 4

## Resultados e Discussões

---

### 4.1 – Introdução

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com os algoritmos desenvolvidos para alinhamento e geração de mapas polares. Os mapas polares obtidos com a técnica proposta foram comparados com os mapas polares gerados pelo “padrão-ouro” e apresentados na seção de validação.

### 4.2 – Algoritmo de Alinhamento de Imagens

Os algoritmos de alinhamento de imagens transformam a imagem analisada para torná-la o mais semelhante possível à imagem modelo. O resultado desse processo pode ser visualizado nas Figuras 4.1, 4.2 e 4.3, que apresentam, respectivamente, um exemplo das imagens de uma paciente sem defeito cardíaco nos eixos curto, longo horizontal e longo vertical.

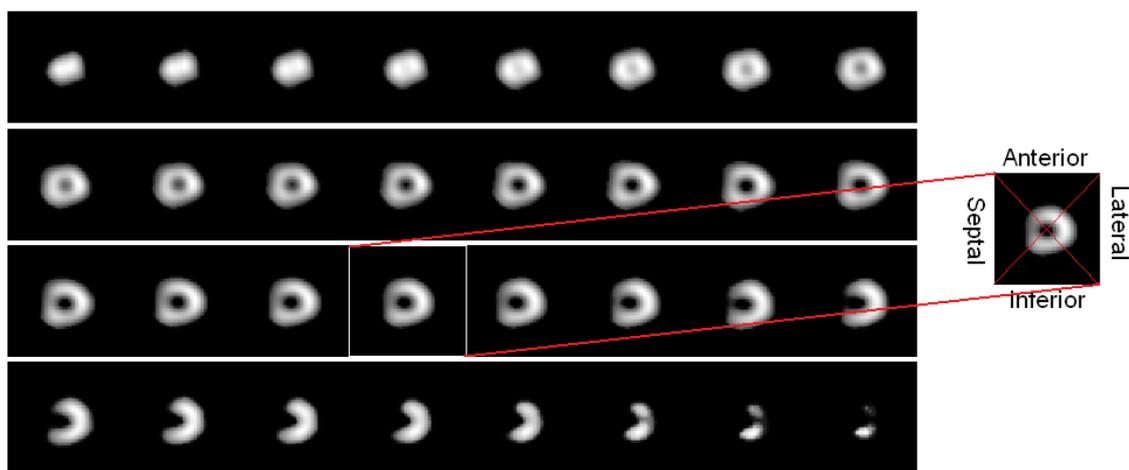


Figura 4.1: Imagens do eixo curto de uma paciente sem defeito cardíaco após processo de alinhamento, com uma fatia destacada mostrando o posicionamento das paredes cardíacas.

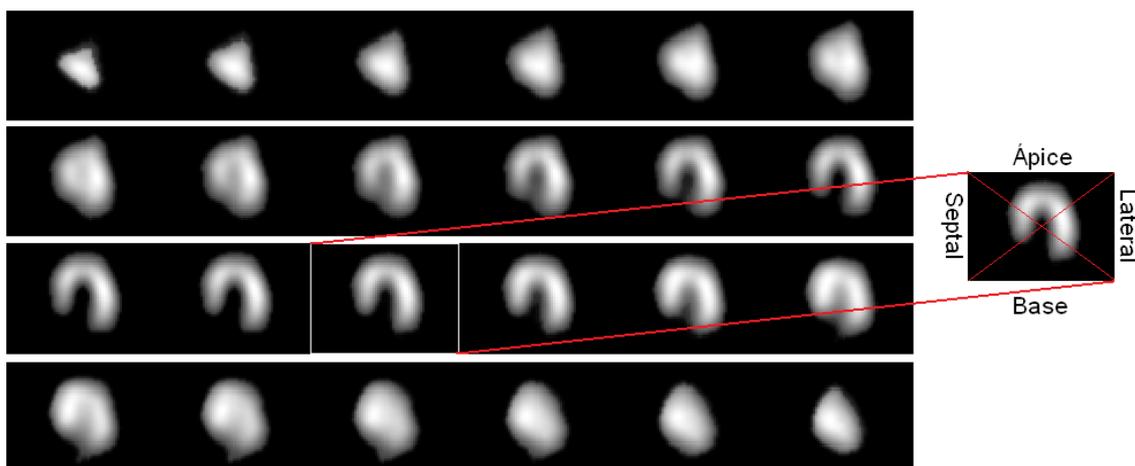


Figura 4.2: Imagens do eixo longo horizontal de uma paciente sem defeito cardíaco após processo de alinhamento, com uma fatia destacada mostrando o posicionamento das paredes cardíacas.

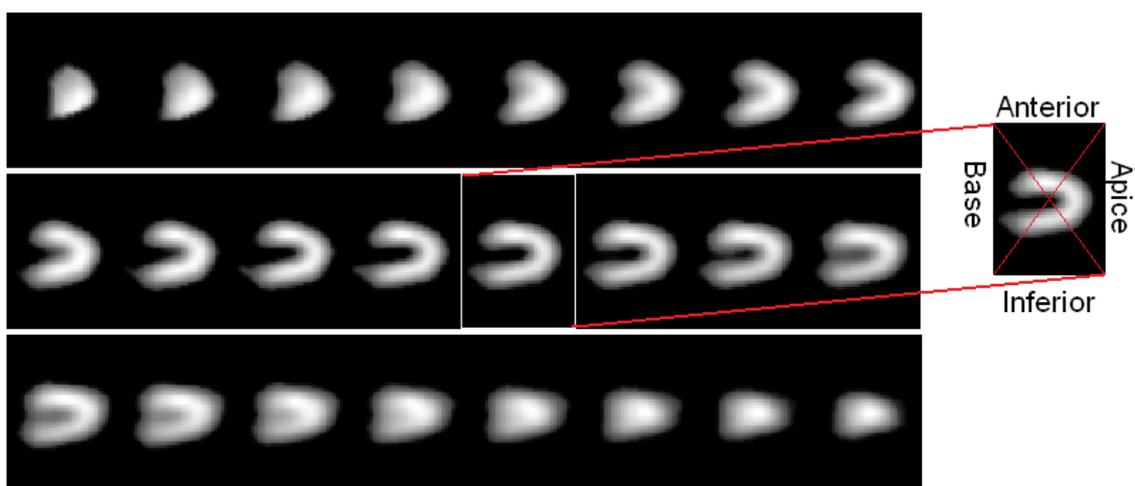


Figura 4.3: Imagens do eixo longo vertical de uma paciente sem defeito cardíaco após processo de alinhamento, com uma fatia destacada mostrando o posicionamento das paredes cardíacas.

No eixo curto, Figura 4.1, foi verificada a centralização das imagens e posicionamento correto de cada parede cardíaca. A imagem destacada na Figura 4.1 foi marcada através das diagonais para mostrar o posicionamento do centro do Ventrículo Esquerdo (VE) coincidindo com o centro da imagem.

Nos eixos longos, Figura 4.2 e Figura 4.3, também verificou-se a centralização do VE e o posicionamento correto das paredes cardíacas. Assim, como no exemplo do eixo curto (Figura 4.1), as imagens dos eixos longos apresentam uma fatia destacada com o centro demarcado. Na apresentação do eixo longo horizontal (Figura 4.2), as fatias iniciais estão mais próximas à parede anterior, e as finais estão próximas à parede inferior. No caso do eixo longo vertical, Figura 4.3, as fatias iniciais estão próximas à

parede septal. Isso também é possível visualizar nas fatias finais que estão próximas à parede lateral.

### 4.3 – Algoritmo de Geração dos Mapas Polares

O objetivo desse algoritmo é a transformação da imagem tridimensional analisada em uma configuração bidimensional. A Figura 4.4 apresenta as fatias no eixo curto para um caso com defeito cardíaco. Nessa imagem, foram demarcadas áreas de total falta de atividade na parede inferior próximas ao ápice e à base do miocárdio.

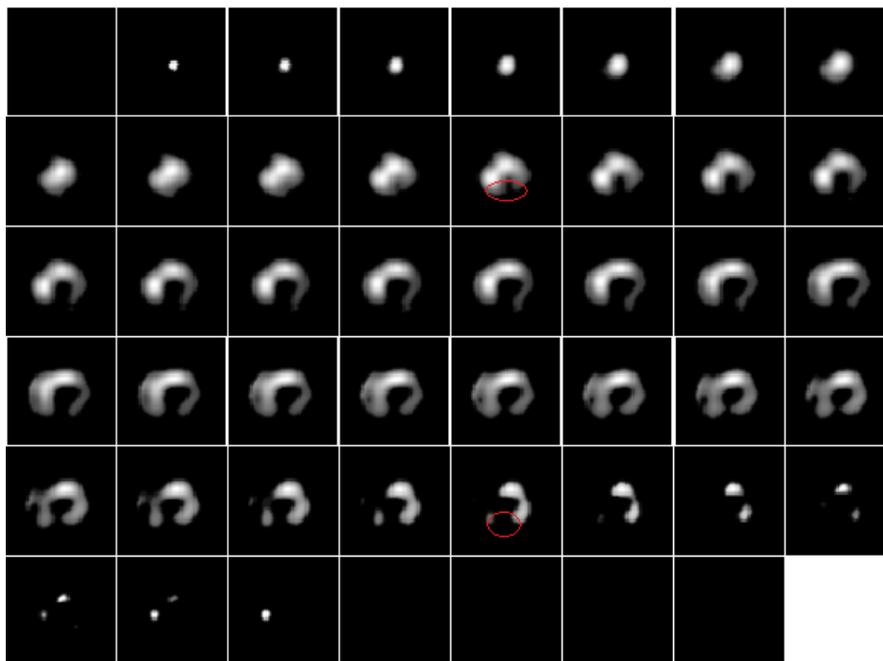


Figura 4.4: Exemplo de caso com defeito cardíaco, com áreas destacadas representando a parede inferior próxima ao ápice e à base.

A Figura 4.5 apresenta o mapa polar gerado com base no caso da Figura 4.4. A área demarcada na Figura 4.5 representa o defeito apresentado por esse paciente, entendido por toda parede inferior.

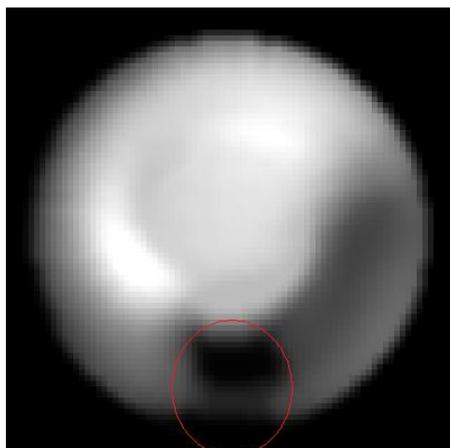


Figura 4.5: Mapa polar de paciente com defeito de perfusão na parede inferior, demarcado pela elipse.

## 4.4 – Validação das Técnicas

### 4.4.1 – Algoritmo de alinhamento

Os algoritmos de alinhamento foram validados por especialistas do HCFMRP-USP de acordo com o método descrito na seção 3.6.1. Para tanto, os especialistas visualizaram, lado a lado, as fatias de cada caso antes e após o processo de alinhamento. O objetivo da etapa de alinhamento foi ajustar a imagem analisada a um modelo, mostrado no eixo curto na Figura 4.6.

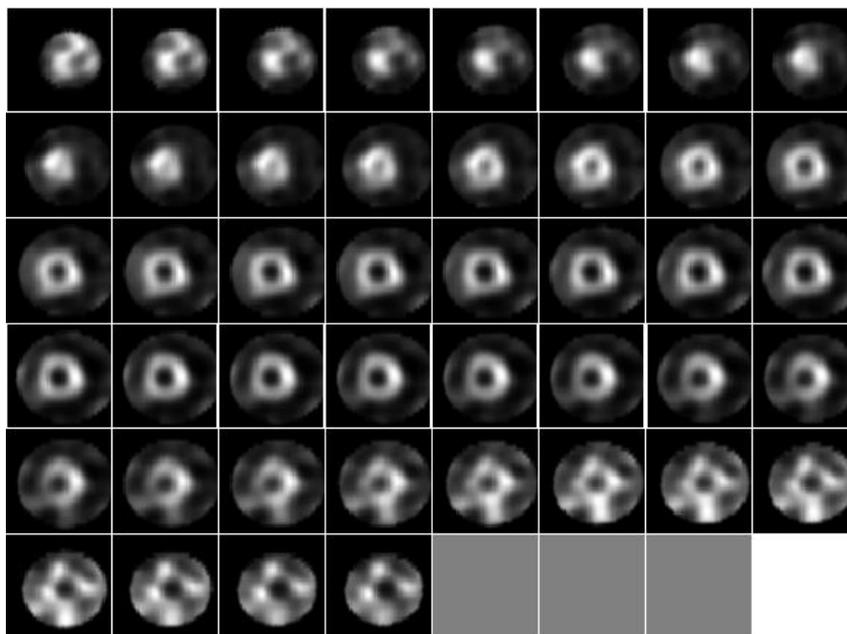


Figura 4.6: Imagem modelo visualizada no eixo curto.

A Figura 4.7 apresenta um caso analisado pela visualização do eixo curto, como apresentado aos especialistas. Nesse caso, pode-se observar que quando comparando-se

à imagem modelo, o número de fatias é bastante diferente. Para todos os casos, neste trabalho, essa foi a principal correção realizada pelo alinhamento.

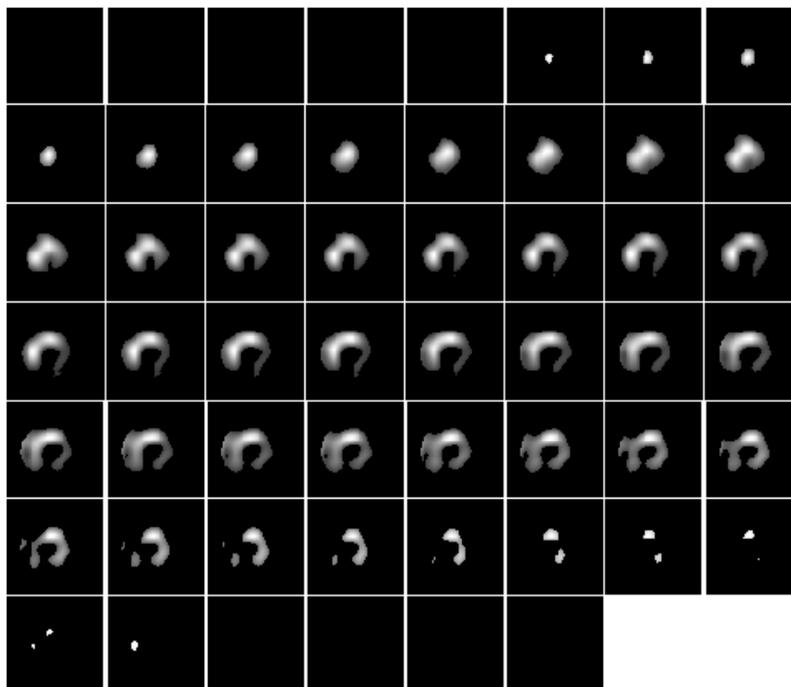


Figura 4.7: Caso de paciente com defeito cardíaco não alinhado, visualização do eixo curto, como analisado pelos especialistas.

O resultado do alinhamento do caso apresentado na Figura 4.7 é mostrado na Figura 4.8. Como mostrado na Figura 4.8, tanto a quantidade de fatias da imagem quando a disposição dessas fatias foi alterada, possibilitando um ajuste para se aproximar à imagem modelo.

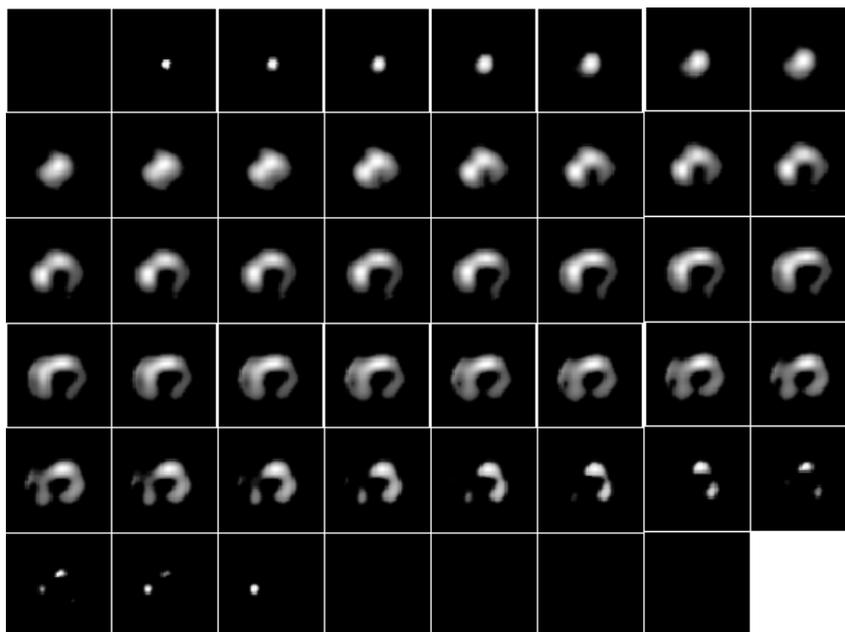


Figura 4.8: Caso de paciente com defeito cardíaco após aplicação dos algoritmos de alinhamento, visualização do eixo curto, como analisado pelos especialistas.

Outros detalhes corrigidos pelo algoritmo de alinhamento podem ser visualizados na Figura 4.9, onde foram destacadas as fatias relativas à mesma posição das Figuras 4.7, 4.6 e 4.8, respectivamente. O primeiro detalhe mostrado nesse exemplo é a correção do centro da cavidade do VE. A fatia alinhada, da Figura 4.9, pode não parecer centralizada, entretanto, esse caso apresenta um defeito na parede lateral do coração (lado direito da imagem). Além disso, pode-se notar que o número da fatia do caso analisado foi alterada, variando da posição 30 para a posição 23. Por fim, é possível notar que a escala da imagem foi ligeiramente alterada.

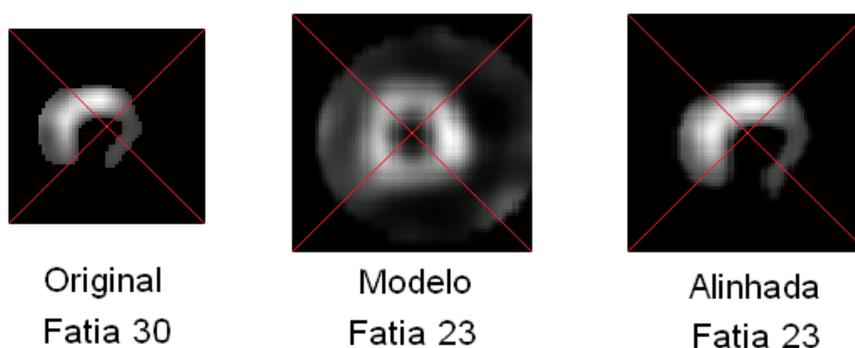


Figura 4.9: Detalhes da etapa de alinhamento para um caso de paciente com defeito cardíaco.

#### 4.4.2 – Algoritmo de geração do mapa polar

Para a validação do algoritmo de geração do mapa polar foram utilizados os métodos descritos no item 3.6.2.

##### 4.4.2.1 – Análise qualitativa

Na análise qualitativa dos mapas polares os especialistas, do HCFMRP-USP, compararam, lado a lado, as imagens adquiridas com o software “padrão-ouro” e com a técnica proposta. Um exemplo dessa análise é mostrado na Figura 4.10. Essa imagem apresenta os mapas polares da técnica desenvolvida (Fig. 4.10-A) e do software utilizado como padrão-ouro (Fig. 4.10-B). O caso analisado apresenta defeito cardíaco na região apical, mostrado no mapa polar como a região de baixa intensidade no centro dos mapas.

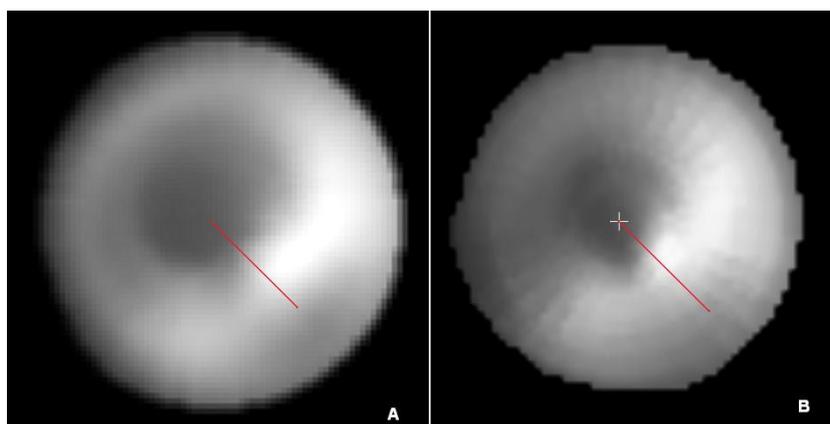


Figura 4.10: Exemplo de alinhamento bem-sucedido utilizando a técnica desenvolvida. A linha destacada indica que a região de alta atividade está na mesma posição em ambos os mapas polares. A) Mapa polar gerado com a técnica desenvolvida. B) Mapa polar do software padrão-ouro.

Os resultados relevantes do alinhamento podem ser observados pela disposição de áreas de alta ou baixa intensidade nas mesmas regiões, como mostrado pela reta de cor vermelha destacada em ambas as imagens. Nesse caso, em um extremo dessa reta encontra-se o defeito na região apical (centro da imagem) e no outro um defeito de menor extensão na região ínfero-lateral basal (canto inferior direito do mapa polar). No centro da reta pode-se observar o final de uma região de alta intensidade que encontra-se na região central da parede lateral (área de maior intensidade para esse caso, no centro do lado direito do mapa polar).

Além dos casos mostrados na base de imagens, 3 casos aplicados para fins didáticos utilizados pelos especialistas do HCFMRP-USP para mostrar defeitos cardíacos bastante extensos foram avaliados.

Um exemplo da aplicação dos métodos propostos para um desses casos é apresentado na Figura 4.11. Nesse caso, destaca-se a região apical em diversas fatias, com baixa atividade estendendo-se ligeiramente para a parede anterior, como pode ser observado nas imagens do eixo longo vertical.

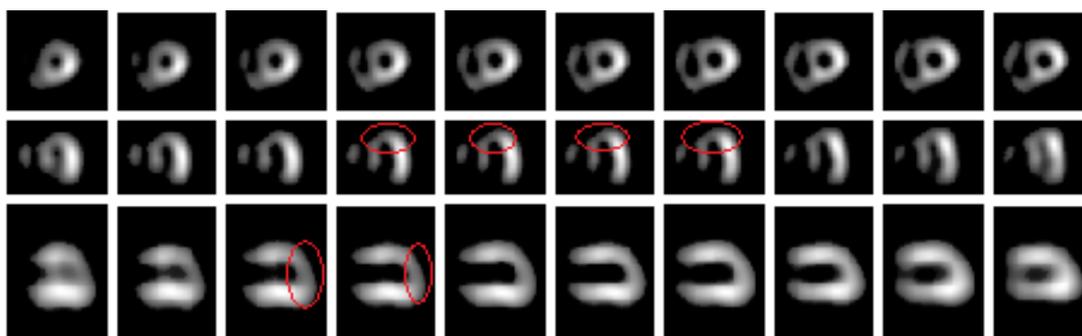


Figura 4.11: Imagens do VE para o terceiro caso didático.

Os mapas polares resultantes para esse caso são apresentados na Figura 4.12. A imagem gerada pela técnica desenvolvida possui tamanho de 80x80 pixels, enquanto a imagem gerada com o software “padrão-ouro” possui, aproximadamente, 500x500 pixels.

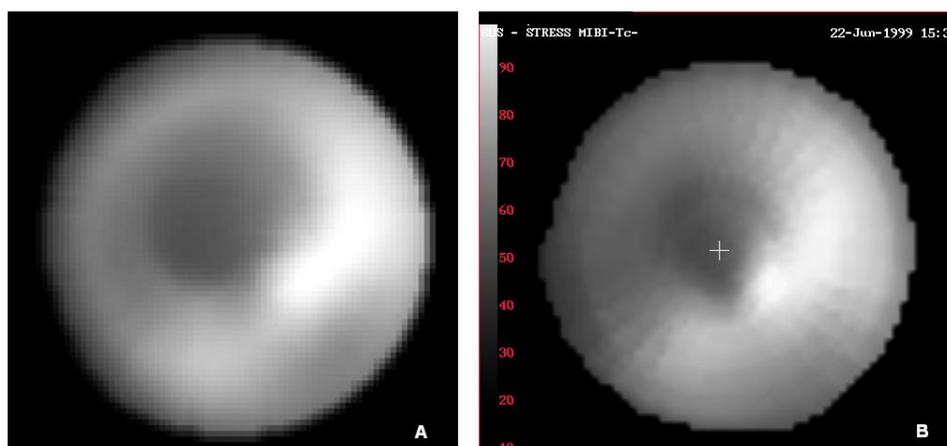


Figura 4.12: Mapas polares do terceiro caso didático. A) Mapa polar gerado pela técnica desenvolvida. B) Mapa polar gerado pelo software do “padrão-ouro”.

Após analisar os casos didáticos e também os casos da base de dados, os especialistas ressaltaram que a técnica de criação de mapa polar desenvolvida nesse

trabalho possui resultados relevantes em relação à disposição de áreas com atividade similar, indicando a criação correta dos mapas polares. Além disso, os especialistas destacaram que a técnica desenvolvida possui uma melhor representação (mais alta resolução) da imagem do mapa quando comparada com o *software* “padrão-ouro”, especialmente na região apical, como mostra a Figura 4.12.

#### **4.4.2.2 – Análise quantitativa**

Os resultados da análise qualitativa do algoritmo de geração de mapas polares foram agrupados de acordo com a classe dos casos, como proposto na seção 3.2.1, divididos por sexo e presença de lesão cardíaca.

Na Tabela 4.1 são apresentadas as médias de erro para cada segmento dos casos de pacientes do sexo feminino com a presença de isquemia (grupo 1). Na Figura 4.13 são apresentados os valores de correlação dos mapas polares para este grupo de casos.

Tabela 4.1 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo feminino com presença de isquemia:

<b>Segmento</b>	<b>Caso 1</b>	<b>Caso 2</b>	<b>Caso 3</b>	<b>Caso 4</b>	<b>Caso 5</b>	<b>Caso 6</b>	<b>Caso 7</b>	<b>Caso 8</b>	<b>Caso 9</b>	<b>Caso 10</b>	<b>Caso 11</b>	<b>Caso 12</b>	<b>Média</b>
<b>1</b>	23,87	32,95	43,04	23,36	12,64	30,41	16,22	34,02	22,54	29,17	13,38	18,54	25,01
<b>2</b>	21,02	29,18	34,14	11,51	13,67	22,58	11,54	26,41	14,32	26,11	6,94	10,33	18,98
<b>3</b>	31,55	32,86	17,98	18,25	18,13	16,58	21,73	16,66	15,76	30,71	11,96	16,90	20,76
<b>4</b>	13,33	15,52	5,81	11,33	0,21	1,17	8,80	1,62	5,89	11,79	5,23	9,18	7,49
<b>5</b>	4,32	12,59	9,58	5,58	0,47	6,69	5,92	1,57	1,17	3,56	1,65	0,07	4,43
<b>6</b>	19,25	20,57	9,38	17,63	12,35	19,59	12,04	20,67	9,99	19,27	8,44	12,86	15,17
<b>7</b>	3,08	8,97	12,58	8,81	1,48	11,44	3,65	9,31	3,09	4,74	2,42	4,24	6,15
<b>8</b>	5,59	11,82	17,50	0,73	4,33	6,82	2,60	10,64	0,33	7,05	6,87	2,02	6,36
<b>9</b>	4,98	10,84	7,24	1,17	5,93	3,04	2,92	1,61	2,33	9,25	0,58	0,23	4,18
<b>10</b>	0,39	3,62	4,45	1,41	1,27	10,05	1,53	5,41	1,01	1,96	0,60	5,62	3,11
<b>11</b>	2,43	5,12	1,03	0,57	3,74	0,49	2,92	7,05	3,48	1,34	1,07	2,81	2,67
<b>12</b>	15,53	6,91	0,28	1,83	8,20	5,44	5,17	6,03	3,16	12,18	4,00	6,44	6,26
<b>13</b>	0,90	2,36	1,78	1,31	0,55	1,04	9,36	0,16	4,63	8,19	9,22	6,74	3,85
<b>14</b>	4,85	4,12	5,19	2,38	7,13	8,68	6,27	0,97	8,02	11,52	7,45	5,59	6,02
<b>15</b>	10,27	4,55	8,49	3,77	10,17	21,11	10,48	6,00	8,18	12,20	2,23	3,48	8,41
<b>16</b>	3,95	4,41	6,86	4,21	13,99	0,39	17,87	4,11	7,57	20,71	6,28	11,64	8,50
<b>17</b>	2,95	3,58	6,00	0,79	1,01	5,57	5,61	1,30	5,97	10,56	4,99	5,99	4,53

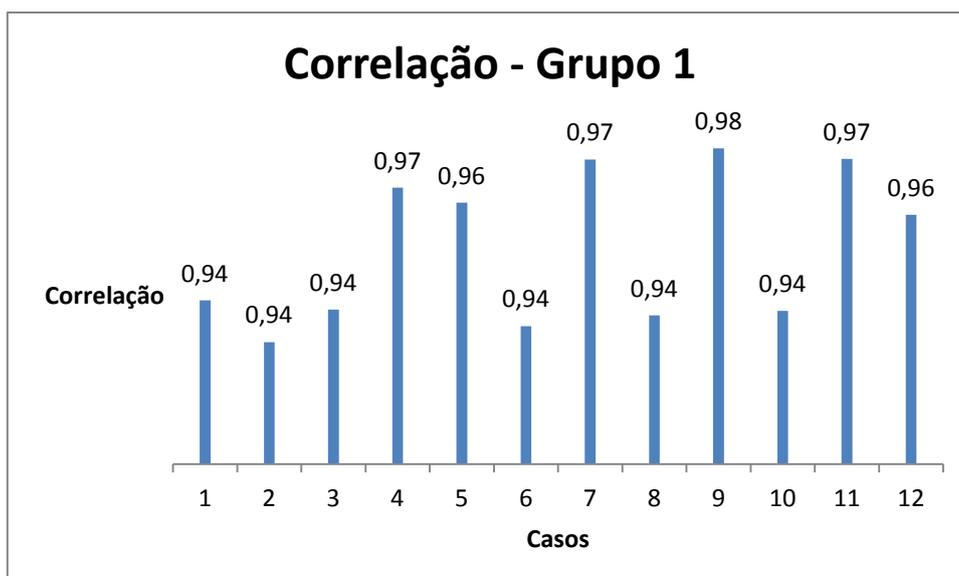


Figura 4.13: Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo feminino com isquemia.

O erro médio para esse grupo foi de  $8,93 \pm 6,76$ . A maior parte dos erros com valores mais expressivos, ou seja, acima de 15%, foram detectados nos segmentos basais, segmentos 1 a 6. Isso ocorreu devido às diferenças entre os métodos de amostragem nas técnicas de geração de mapa polar.

Porém, pode-se observar que as taxas de correlação para este grupo foram superiores a 93%, tendo um valor médio para o grupo de 95%.

A seguir são apresentados os resultados para o grupo de casos de pacientes do sexo feminino sem a presença de defeitos (grupo 2), com os valores de erro médio dispostos na Tabela 4.2 e os valores de correlação apresentados na Figura 4.14.

Tabela 4.2 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo feminino sem defeitos cardíacos:

Segmento	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5	Caso 6	Média
1	23,90	53,13	31,57	35,18	19,94	34,86	33,10
2	16,35	45,79	24,52	24,17	17,69	30,23	26,46
3	16,05	46,17	30,04	21,18	19,33	37,54	28,39
4	2,44	24,63	21,55	15,45	9,39	25,10	16,43
5	4,47	14,08	6,57	10,12	7,10	13,90	9,37
6	18,25	34,61	25,43	23,55	24,64	24,98	25,24
7	5,72	18,34	8,58	10,12	6,03	11,97	10,13
8	1,01	22,92	7,57	9,22	6,20	14,27	10,20
9	1,75	12,80	10,32	11,72	3,40	13,40	8,90
10	5,34	1,90	3,37	1,02	1,52	4,02	2,86
11	0,54	2,04	0,63	1,73	2,07	2,75	1,63
12	4,38	6,87	5,48	8,17	9,74	5,82	6,74
13	0,00	1,10	3,54	2,74	0,90	2,04	1,72
14	8,43	0,04	2,57	0,97	2,95	1,07	2,67
15	4,60	8,66	3,63	2,11	5,57	4,17	4,79
16	6,58	4,68	8,10	5,68	4,65	8,11	6,30
17	1,80	0,61	3,74	2,75	2,00	1,56	2,08

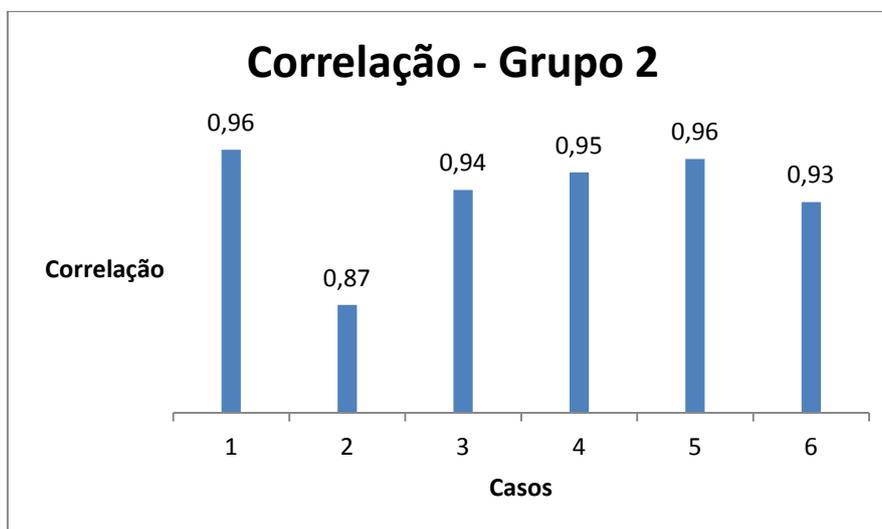


Figura 4.14: Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo feminino sem isquemia.

A média de erro para esse grupo foi de  $11,58 \pm 10,40$ . Apesar do aumento no valor médio de erro, as regiões que apresentaram os maiores valores de erros médios nesse grupo foram as mesmas do grupo de paciente do sexo feminino com isquemia.

Como o aumento da média de erro indica, os valores de correlação entre os mapas polares foram inferiores aos do grupo anterior (grupo 1), com um valor de média de 93%, sendo que a pior situação ocorreu com o caso número 2 (Figura 4.14) tendo o valor de 86% de correlação.

Os resultados obtidos para o grupo 2 mostram valores inferiores quando comparados com o grupo 1. Isso ocorre devido a 2 fatores, o primeiro dado pela pouca adequação do modelo de normalidade à pacientes femininos e o segundo pela baixa variação de intensidade de brilho apresentada pelas imagens desse grupo. Essa baixa variação dificulta o processo de alinhamento, causando diferenças difíceis de detectar em análise visual, mas que tornam-se aparentes quando quantificados.

Para os grupos de pacientes masculinos os resultados obtidos corroboram com os resultados dos grupos femininos, indicando que o modelo utilizado é mais adequado a pacientes masculinos, e que os casos sem defeito cardíaco apresentam maior dificuldade de alinhamento.

Os valores de erro médio para o grupo de pacientes do sexo masculino com a presença de isquemia (grupo 3) são apresentados na Tabela 4.3. O gráfico da Figura 4.15 mostra os resultados de correlação para esse grupo.

Tabela 4.3 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo masculino com presença de isquemia:

<b>Segmento</b>	<b>Caso 1</b>	<b>Caso 2</b>	<b>Caso 3</b>	<b>Caso 4</b>	<b>Caso 5</b>	<b>Caso 6</b>	<b>Caso 7</b>	<b>Caso 8</b>	<b>Caso 9</b>	<b>Caso 10</b>	<b>Média</b>
<b>1</b>	19,27	19,88	18,78	24,86	14,24	26,43	32,66	21,31	18,91	17,07	21,34
<b>2</b>	13,49	14,11	6,04	16,96	12,01	15,21	29,11	17,16	17,58	10,99	15,27
<b>3</b>	5,01	17,45	0,01	21,39	9,59	18,29	24,07	9,54	15,09	2,18	12,26
<b>4</b>	0,49	5,29	0,93	7,36	1,74	2,55	10,44	0,35	0,64	1,01	3,08
<b>5</b>	1,88	0,51	0,09	1,35	5,92	0,76	2,30	1,65	0,63	1,25	1,63
<b>6</b>	10,47	14,20	10,09	15,77	8,16	12,21	10,70	2,51	6,51	6,45	9,71
<b>7</b>	1,36	2,29	0,63	0,66	1,25	2,18	3,43	4,53	0,90	1,28	1,85
<b>8</b>	3,26	3,71	6,73	9,74	4,67	8,87	11,81	2,64	2,51	0,25	5,42
<b>9</b>	7,69	0,84	10,14	7,43	2,68	4,78	7,33	2,22	1,02	1,70	4,58
<b>10</b>	5,64	3,87	2,90	0,86	1,02	4,65	0,37	5,06	3,55	0,46	2,84
<b>11</b>	0,16	2,67	0,85	0,21	1,61	1,97	5,37	0,78	5,06	0,63	1,93
<b>12</b>	5,19	8,88	7,64	1,14	4,73	0,94	0,34	1,65	3,98	1,49	3,60
<b>13</b>	1,13	12,95	6,17	3,08	0,17	0,45	2,00	1,73	0,30	5,25	3,32
<b>14</b>	2,84	8,07	3,67	1,53	5,45	2,61	5,60	5,60	5,17	2,46	4,30
<b>15</b>	6,31	3,01	1,71	4,12	1,65	4,88	12,79	7,90	0,57	0,13	4,31
<b>16</b>	10,44	19,85	3,23	1,53	6,65	1,36	9,05	3,98	4,85	9,10	7,00
<b>17</b>	0,27	5,55	7,17	2,19	4,43	1,00	3,03	1,07	2,02	2,66	2,94

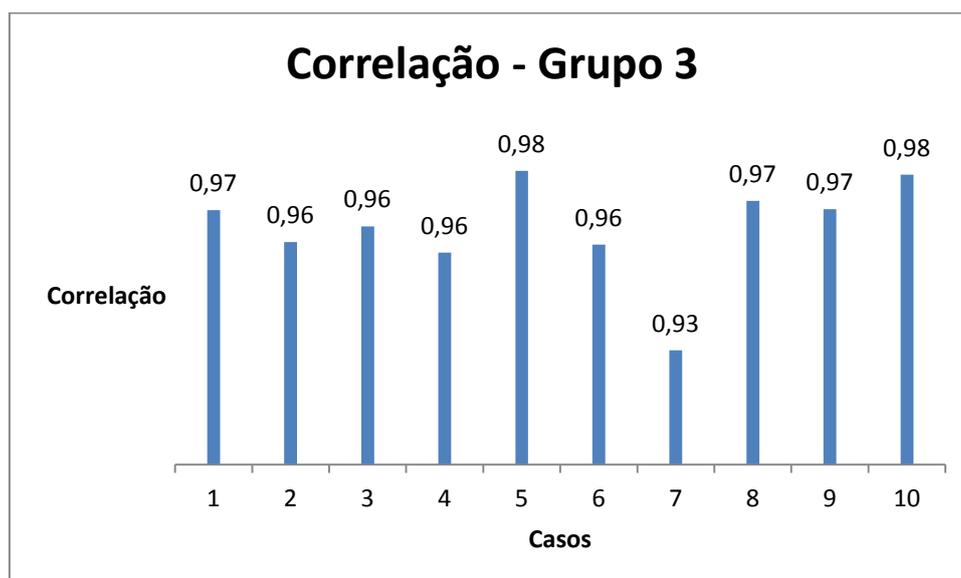


Figura 4.15: Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo masculino com isquemia.

A média para o grupo 3 masculino com defeito cardíaco foi de  $6,19 \pm 5,45$ . Esse grupo apresentou valores mais elevados de erro apenas nos segmentos correspondentes às regiões basais, com destaque para os segmentos 1 e 2. Porém, pode-se observar que são valores inferiores quando comparados com o grupo 2.

A média de correlação para o grupo de pacientes do sexo masculino com presença de defeito cardíaco foi de aproximadamente 96%. De forma semelhante ao grupo de casos de pacientes femininos com presença de isquemia (grupo 1), o mínimo de correlação obtido foi de 93% e o máximo de 97%. Pode-se observar que o nível de brilho em regiões com anormalidade proporciona uma melhor representação de contraste, o que influencia no desempenho do algoritmo.

A seguir, são apresentados os erros médios para o grupo de pacientes do sexo masculino sem defeito cardíaco na Tabela 4.4. Os resultados de correlação para esse grupo são apresentados no gráfico da Figura 4.16.

Tabela 4.4 – Erro médio por segmento para pacientes do sexo masculino sem defeitos cardíacos:

Segmento	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Média
1	20,11	28,73	19,46	22,76
2	9,21	18,68	11,35	13,08
3	8,00	14,53	13,58	12,04
4	3,04	5,57	9,88	6,16
5	3,99	4,82	5,24	4,69
6	12,92	21,51	16,76	17,06
7	1,20	8,19	5,96	5,12
8	3,33	5,36	2,56	3,75
9	2,67	1,62	2,20	2,16
10	5,97	2,47	0,52	2,99
11	0,38	1,05	1,23	0,88
12	4,66	8,63	2,59	5,29
13	5,04	1,54	4,12	3,57
14	8,82	7,93	0,55	5,76
15	8,82	9,27	0,01	6,03
16	2,31	3,85	4,91	3,69
17	6,86	2,71	1,69	3,76

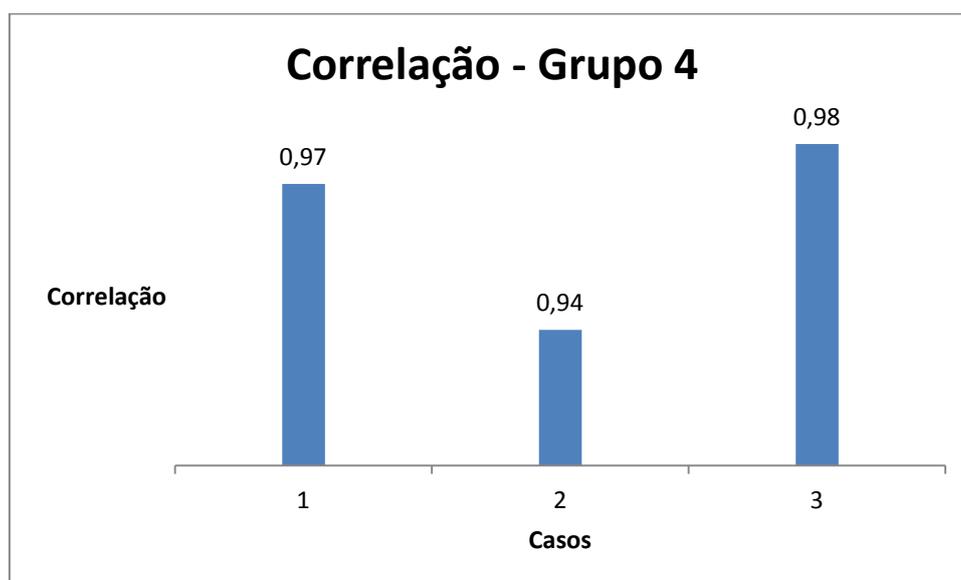


Figura 4.16: Gráfico de correlação para o grupo de pacientes do sexo masculino sem isquemia.

O erro médio para o grupo 4 foi de  $6,98 \pm 5,85$ . Assim como nos demais grupos, as maiores taxas de erro foram encontradas nos segmentos correspondentes às regiões

basais. A taxa de média de correlação obtida foi de 96%, entretanto o número de casos desse grupo para a análise foi relativamente baixo.

Observou-se que o método de amostragem utilizado para a criação do mapa polar, em específico para a região apical, é mais semelhante ao formato do miocárdio masculino, que é bastante arredondado no ápice. Essa maior adequação resultou em menores valores de erro na região em questão para os grupos masculinos (grupo 3 e grupo 4).

Também observou-se que ocorreu um aumento do erro médio nos casos de normalidade, onde as imagens apresentam maior homogeneidade de níveis de brilho, o que dificulta a tarefa de alinhamento.

Foram analisados os erros médios para cada segmento. Os dados dessa análise estão dispostos no gráfico da Figura 4.17.

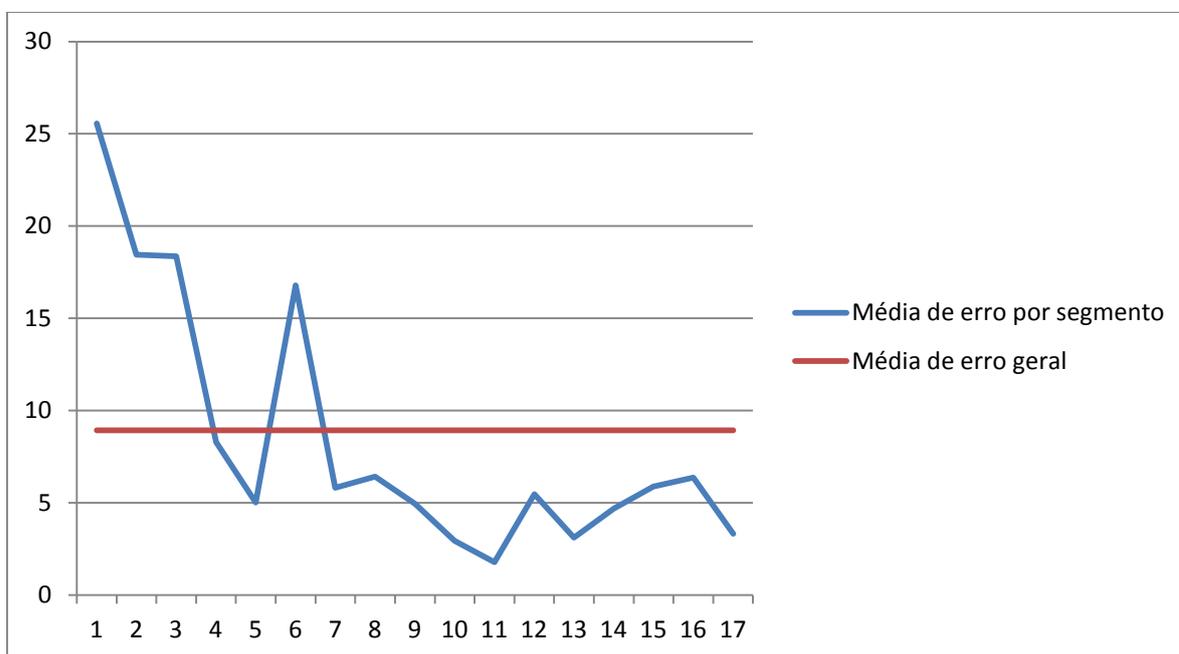


Figura 4.17: Gráfico do erro médio em cada segmento.

Ainda que seja perceptível visualmente uma diferença de resolução na região apical dos mapas polares, os valores de erro encontram-se abaixo da média, com poucos casos acima desse valor. Além disso, de acordo com a análise qualitativa, essa diferença não significa que o mapa polar esteja mostrando dados errôneos, mas que as técnicas de construção dos mapas polares são distintas.

Vale ressaltar, que o tempo de execução do algoritmo desenvolvido, foi em média 38 segundos. Esse valor foi considerado baixo e relevante para uso em aplicações clínicas pelos especialistas.

---

## CAPÍTULO 5

### Conclusões

---

A determinação da posição ideal do alinhamento, ou seja, a centralização e orientação das imagens dos eixos longo horizontal, longo vertical e curto, é fundamental para a construção automatizada do mapa polar. No entanto, os especialistas realizam o procedimento de alinhamento de maneira manual. Sabe-se que o grande volume de dados e o nível de experiência do profissional podem influenciar o bom resultado na construção do mapa polar. O método computacional desenvolvido permite realizar o processo de maneira automática para alinhamento dos eixos das imagens analisadas.

O algoritmo desenvolvido para o alinhamento inicial e para o alinhamento de ambos os eixos longos foi baseado em similaridade de voxel por informação mútua. A maior contribuição atribuída a esse algoritmo foi o isolamento das transformações a serem aplicadas durante cada etapa. Ao separar a correção de escalas e translações da etapa de ajuste de rotações possibilitou obter resultados relevantes em relação aos índices de acertos para essa etapa.

Outra contribuição importante dos algoritmos de alinhamento foi a utilização de extração de características na etapa mais crítica para a construção de mapas polares, o alinhamento do eixo curto. Para que essa técnica fosse empregada com sucesso, entretanto, foi necessário realizar verificações dos pontos determinados pela técnica SIFT, em cada imagem analisada, e utilizar imagens adjacentes à denominada ideal. Além disso, o uso da etapa de redimensionamento da fatia analisada permitiu obter os pontos desejados para correção desse eixo.

Segundo os especialistas, a análise realizada em imagens processadas com a técnica desenvolvida, possibilitaram o alinhamento em todas as classes de casos, sejam elas, de sexo masculino ou feminino, com a presença de defeito cardíaco ou não. Deve ser considerado, também, que a técnica foi capaz de realizar o alinhamento com sucesso mesmo nos casos onde existem defeitos graves e extensos, casos, em que grande parte de uma ou mais estruturas eram inexistentes.

Também pode-se enfatizar que o algoritmo proposto para geração do mapa polar foi capaz de proporcionar imagens com uma maior resolução. Essa contribuição é

relevante já que o mapa polar resultante possui resolução superior ao software “padrão-ouro”, como mostrado na Figura 4.10, possibilitando uma análise mais precisa pelo especialista. As comparações quantitativa realizada entre os mapas polares, criados com o algoritmo desenvolvido e obtidos pelo software “padrão-ouro”, proporcionou resultados relevantes com uma taxa médio de correlação de 95%.

Finalmente, o tempo computacional para aplicação de todos os algoritmos, alinhamento e geração de mapa polar, em torno de 38 segundos, foi considerado baixo pelos especialistas. No entanto, vale ressaltar que algoritmos foram testados em equipamento não dedicado ao processo e utilizou uma linguagem interpretada. Esse aspecto é relevante para aplicação na rotina diagnóstica.

## 5.1 – Sugestão para trabalhos futuros

Algumas melhorias e sugestões podem ser propostas para este trabalho. Dentre elas destaca-se:

- Otimização dos algoritmos e conversão para uma linguagem compilada, de modo a obter o tempo de processamento mínimo;
- Análise quantitativa do mapa polar gerado, identificando automaticamente áreas com possibilidade de lesão;
- Utilização de outro modelo cardíaco ou combinação de um modelo feminino e um masculino, de modo a adaptar a técnica ao caso analisado;

## 5.2 – Publicações relacionadas a essa dissertação

PATZER, G. P.; NASCIMENTO, M. Z.; OLIVEIRA, L. F. **Algoritmo de alinhamento automático de imagens de cintilografia miocárdica**. *XII Congresso Brasileiro de Informática em Saúde*. 2010, Brasil.

PATZER, G. P.; NASCIMENTO, M. Z.; OLIVEIRA, L. F.; SIMÕES, M. V. **Alinhamento Automático de Imagens de Cintilografia Miocárdica Através da Combinação de Técnicas de Processamento de Imagens**. *V Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica*, 2011, Habana.

---

## Referências Bibliográficas

---

3D ATLAS. **Orientation of the Heart.** *European Society of Cardiology.* Disponível em: <<http://www.escardio.org/communities/EAE/3d-echo-box/3d-echo-atlas/technical-hints/Pages/orientation-heart.aspx>>. Acesso em: junho de 2010.

CERQUEIRA, Manuel D; WEISSMAN, Neil J.; DILSIZIAN, Vasken; JACOBS, Alice K.; KAUL, Sanjiv.; LASKEY, Warren K.; PENNELL, Dudley J.; RUMBERGER, John A.; RYAN, Thomas; VERANI, Mario S. **Standardized Myocardial Segmentation and Nomenclature for Tomographic Imaging of the Heart: A Statement for Healthcare Professionals From the Cardiac Imaging Committee of the Council on Clinical Cardiology of the American Heart Association.** *Circulation.* 2002; 105; 539-542.

DATASUS. **Informações em Saúde - Estatísticas Vitais - Mortalidade Geral.** Disponível em: <<http://www2.datasus.gov.br/DATASUS/index.php?area=0205>>. Acesso em: julho de 2010.

DDWIKI. **Downhill Simplex.** Disponível em: <[http://ddl.me.cmu.edu/ddwiki/index.php/Downhill\\_Simplex](http://ddl.me.cmu.edu/ddwiki/index.php/Downhill_Simplex)>. Acesso em: junho de 2010.

DEPUEY, E. Gordon; GARCIA, Ernest V.; BERMAN, Daniel S. **Cardiac SPECT Imaging,** 2<sup>nd</sup> Edition. *Lippincott Williams & Wilkins.* 2001.

DORSET County Hospital. **Nuclear Medicine.** Disponível em: <<http://www.dch.org.uk/patients/wards-depts/radiology/nuclear.html>>. Acesso em: junho 2010.

FICARO, E. P.; CORBETT, J. R. **Major Achievements in Nuclear Cardiology: Advances in Quantitative Perfusion SPECT Imaging.** *The Journal of Nuclear Medicine*, vol. 11, n. 1, p. 62-70, 2004.

GARCIA, Ernest V.; VAN TRAIN, Kenneth F.; MADDAHI, Jamshid; PRIGENT, Florence; FRIEDMAN, John; AREEDA, Joseph; WAXMAN, Alan; BERMAN, Daniel S. **Quantification of Rotational Thallium-201 Myocardial Tomography.** *Journal of Nuclear Medicine*, v. 26, n. 1, p. 17-26. Janeiro, 1985.

GONZALES, Raphael C.; WOODS, Richard C. **Digital Image Processing**, 3<sup>rd</sup> edition. *Prentice-Hall Inc.* 2008.

HAJNAL, J. V., HILL, L. G., HAWKES, D. J. **Medical image registration.** Boca Raton: *CRC Press*. 382p. 2001.

HARTKENS, T.; RUECKERT, D.; SCHNABEL, J. A.; HAWKES, D. J.; HILL, D. L. G. **VTK CISG Registration Toolkit: An open source software package for affine and non-rigid registration of single- and multimodal 3D images.** *BILDVERARBEITUNG FÜR DIE MEDIZIN 2002*, Leipzig, Springer-Verlag, 2002.

HEART. **American Heart Association.** Disponível em: <<http://www.heart.org>>. Acesso em: julho de 2011.

HIWA, Satoru; HIROYASU, Tomoyuki; MIKI, Mitsunori. **Downhill Simplex Method.** *Report: Intelligent System Design Laboratory*, Kyoto, Japan. 2006.

HOU, Yen-Nien; LAVAF, Amir; HUANG, Delphine; PETERS, Sheila; HUQ, Rumana; FRIEDRICH, Victor; ROSENSTEIN, Barry S.; KAO, Johnny. **Development of an Automated -H2AX Immunocytochemistry Assay.** *Radiation Research*, V.171, n.3, p.360-367. 2009.

KHORSAND, Aliasghar; GRAF, Senta; SOCHOR, Heinz; SCHUSTER, Ernst; PORENTA, Gerold. **Automated assessment of myocardial SPECT perfusion scintigraphy: A comparison of different approaches of case-based reasoning.** *Artificial Intelligence in Medicine*. V. 40, P. 103-113. 2007.

LI, C. H.; TAM, P. K. S. **An iterative algorithm for minimum cross entropy thresholding.** *Pattern Recognition Letters*. V. 18, p. 771-776. 1998.

LIN, G. S.; HINES, H. H.; GRANT, G.; TAYLOR, K.; RYALS, C. **Automated Quantification of Myocardial Ischemia and Wall Motion Defects by Use of Cardiac SPECT Polar Mapping and 4-Dimensional Surface Rendering.** *Journal of Nuclear Medicine Technology*, v. 34, n. 1, 2006.

LOWE, David G. **Object recognition from local scale-invariant features.** *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. 1999. 2. pp. 1150–1157.

MÄKELÄ, T.; CLARYSSE, P.; SIPILÄ, O., PAUNA, N.; PHAM, Q. C.; KATILA, T.; MAGNIN, I. E. **A review of cardiac image registration methods.** *IEEE Transactions On Medical Imaging*, V. 21, n.9, p.1011-1021, 2002.

MANNTING, Mathworks Inc. **Image Processing Toolbox.** Disponível em: <<http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/images/f20-4791.html>>. Acesso em: julho de 2010.

MELO, Enirtes Caetano Prates; TRAVASSOS, Claudia; CARVALHO, Marília Sá. **Qualidade dos dados sobre óbitos por infarto agudo do miocárdio.** *Revista de Saúde Pública*. V.38, p385-391. 2004.

MOKJI, M. M.; ABU BAKAR, S. A. R. **Adaptive Thresholding Based On Co-OccurrenceMatrix Edge Information.** *Journal of Computers*, V. 2, n.8, p.44-52, 2007.

MORO, Cláudia Maria Cabral. **Método automático para construção de mapas polares**. 1994. 108 f. Dissertação (mestrado). Faculdade de Engenharia Elétrica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1994.

MULTICENTER Postinfarction Research Group. **Risk stratification and survival after myocardial infarction**. *N. Eng. J. Med*, p.309-331, 1983.

MURASE, Kenya; TANADA, Shuji; YASUHARA, Yoshifumi; MOGAMI, Hiroshi; IIO, Atsushi; HAMAMOTO, Ken. **SPECT volume measurement using an automatic threshold selection method combined with a V filter**. *European Journal of Nuclear Medicine*, V. 115, p.21-25, 2004.

NELDER, John A.; MEAD, Roger. **A simplex method for function minimization**. *Computer Journal*, V. 7, p. 308–313, 1965.

NIXON, Mark S.; AGUADO, Alberto S. **Feature Extraction & Image Processing**. *Elsevier Ltd*. 2008.

OLIVEIRA, L. F. **Fusão de Imagens 3D para Localização e Quantificação de Zona Epileptogênica**. 2005. 133f. Tese (Doutorado), FMRP-USP, Ribeirão Preto.

OLIVEIRA, L. F.; ZANCHET, B. A.; BARROS, R. C.; SIMÕES, M. V. **A new approach for creating polar maps of three-dimensional cardiac perfusion images**. In: *Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, p. 53-54. 2007.

PÁDUA, R. D. S. **Registro de imagens em cardiologia nuclear para montagem de modelos 3D de SPECT de perfusão miocárdica**. 2005. 76f. Trabalho de Conclusão de Curso. Instituto de Ensino Superior COC.

PÁDUA, Rodrigo Donizete Santana de; OLIVEIRA, Lucas Ferrari de; AZEVEDO-MARQUES, Paulo Mazzoncini de; GROOTE, Jean-Jacques Georges Soares de; CASTRO, Adelson Antonio de; WICHERT-ANA, Lauro; Simões, Marcus

Vinicius. **Auxílio à detecção de anormalidade perfusional miocárdica utilizando atlas de SPECT e registro de imagens: resultados preliminares.** *Radiologia Brasileira*, v. 6, p. 297-402. 2008.

PMOD. **Myocardium Segment Models.** Disponível em: <<http://www.pmod.com/technologies/doc/pcard/3594.htm>>. Acesso em jun. 2010.

QURESHI, Rashid Jalal; HUSAIN, Syed Afaq. **Design of an Expert System for Diagnosis of Coronary Artery Disease Using Myocardial Perfusion Imaging.** *National Conference on Emerging Technologies*, P.100-105. 2004.

RODRIGUES, Marco Túlio Alves. **Classificação Automática de Espécies de Peixes Baseada em Técnicas Robustas para Extração de Características e Sistemas Imunológicos Artificiais.** Belo Horizonte, MG. 2009. 125 f. Dissertação (Mestrado em Modelagem Matemática e Computacional). Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais.

RUNGE, Marschall S.; OHMAN, Magnus. **Netter Cardiología**, 1a edición. *Masson S.A.* 2006.

SAHOO, P.K.; SOLTANI, S.; WONG, K.C.; CHEN, Y.C. **A Survey of Thresholding Techniques.** *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. V. 41, p.233-260, 1988.

SARMENTO-LEITE, Rogério; KREPSKY, Ana Maria; GOTTSCHALL, Carlos A. M. **Acute myocardial infarction: one century of history.** *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, V.77, p602-610. 2001.

SIMÕES, M. V.; BARTHEL, P.; MATSUNARI, I. NEKOLLA, S. G.; SCHOMIG, <sup>a</sup>; SCHWAIGER, M.. SCHMIDR, G.; BENGEL, F. M. **Presence of sympathetically denervated but viable myocardium and its electrophysiologic**

**correlates after early revascularized acute myocardial infarction.** *European Heart Journal*. V. 25, n.7, p.551-557, 2004.

VIOLA, Paul; WELLS, William M. **Alignment by maximization of mutual information.** *International Journal of Computer Vision*. V. 24, p. 137-154. 2004.

YOO, T. S.; ACKERMANM, M. J.; LORENSEN, W. E.; SCHROEDER, W.; CHALANA, V.; AYLWARD, S.; METAXES, D.; WHITAKER, R. **Engineering and Algorithm Design for an Image Processing API: A Technical Report on ITK - The Insight Toolkit.** *Studies in Health Technology and Informatics*, V. 85, p. 586-592, 2002.

YU, Wen Ci. **The convergent property of the simplex evolutionary technique.** *Scientia Sinica [Zhongguo Kexue]*. P. 69–77. 1979.

YUAN, Hong; SCHROEDER, Thies; BOWSER, James E.; HEDLUND, Laurence W.; WONG, Terence; DEWHIRST, Mark W. **Intertumoral Differences in Hypoxia Selectivity of the PET Imaging Agent  $^{64}\text{Cu}(\text{II})$ -Diacetyl-Bis(N4-Methylthiosemicarbazone).** *Journal of Nuclear Medicine*, V.47, p.989-998. 2006.